

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO E METEOROLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

Hugo Adriano Mabilana

**DESENVOLVIMENTO DE MODELO AGROMETEOROLÓGICO
ESPECTRAL PARA ESTIMATIVA DE RENDIMENTO DO
MILHO NA PROVÍNCIA DE MANICA- MOÇAMBIQUE**

Porto Alegre
2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
CENTRO ESTADUAL DE PESQUISAS EM SENSORIAMENTO REMOTO
E METEOROLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO

HUGO ADRIANO MABILANA
Engenheiro Agrônomo/ UEM

DESENVOLVIMENTO DE MODELO AGROMETEOROLÓGICO
ESPECTRAL PARA ESTIMATIVA DE RENDIMENTOS DO
MILHO NA PROVÍNCIA DE MANICA-MOÇAMBIQUE

Dissertação apresentada como um dos
requisitos para obtenção do Grau de
Mestre em Sensoriamento Remoto
Área de Concentração Sensoriamento
Remoto e Geoprocessamento

Orientadora:

Prof.^a Dra. Denise Cybis Fontana

Co-Orientadora:

Prof.^a Dra. Eliana Lima da Fonseca

Porto Alegre
2010

*Aos meus pais Eurico Mabilana e
Joana Taiela, meus irmãos
Eurico Noélio (in memoriam),
Paulo, Bruno, Rafa e Suzy. E à
Berta Lubrino.*

Agradecimentos

Em primeiro lugar agradeço a Deus por me ter concedido o dom da vida, força e coragem para completar esta fase da minha vida.

Agradecimentos especiais são dirigidos às minhas orientadoras: Denise Cybis Fontana e Eliana Lima da Fonseca pelo apoio, acompanhamento incondicional e paciência em todos os momentos da realização deste trabalho. Aos demais professores do PPGSR que também contribuíram para a minha formação acadêmica, especialmente aos professores: Sílvia Rolim, Jorge Ducati e Vitor Haertel. À secretaria do PPGSR em particular à Magdalena e Mônica, pelo significativo suporte prestado, principalmente nos primeiros momentos no Brasil.

Agradeço aos meus Pais Eurico Noa Mabilana e Joana Rafael Taiela, se não fosse por eles não sei se algum dia chegaria onde estou, o vosso apoio moral foram determinantes para a minha formação como homem. Aos meus irmãos Paulo, Bruno, Rafael e Suzana pelo apoio moral ao longo da minha carreira estudantil. À Berta Anselmo Lubrino, por toda força e incentivo e paciência nesse período.

Aos meus colegas de curso, que comigo partilharam alegrias e algumas dificuldades desde o início. Agradeço pelo apoio moral e científico prestado durante os estudos e para a realização deste trabalho. Dirijo particulares agradecimentos à Carline, Magno, Vianei e Atílio.

Os meus agradecimentos são extensivos aos meus amigos que mesmo a distância muito me apoiaram nesta jornada da vida, em particular ao Abel (a.k.a é-ter-na-mente), Osvaldo, Nuno e Júlio. Aos meus mais novos e não menos importantes amigos que partilharam comigo bons e maus momentos neste caminhada especialmente ao: Elmer, Leví, Hilário, Raquel Cossa, Raquel Chande, Joelma, Laetitia e Larissa o meu muito obrigado. E aos demais amigos não mencionados.

Agradeço ao CNPq pelo apoio financeiro.

“Sei que o meu trabalho é uma gota no oceano, mas sem ele, o oceano seria menor.”

Madre Teresa de Calcutá (1910-1997).

Resumo

A república de Moçambique é um país localizado ao longo da costa Leste da África Austral, com a economia baseada essencialmente na prática da agricultura. A cultura do milho (*Zea mays* L.) é a mais importante, cultivada em regime de sequeiro, com rendimentos dependentes das condições meteorológicas. Modelos agrometeorológicos de estimativa de rendimentos de culturas alimentares são alternativas viáveis para tomada de decisão em medidas de segurança alimentar e abastecimento. O calendário agrícola e o sistema de produção tornam o uso de geotecnologias uma importante ferramenta para o monitoramento de culturas e o desenvolvimento de modelos de estimativa de rendimentos. Produtos de dados de sensoriamento remoto, como índices espectrais combinados com parâmetros agrometeorológicos podem melhorar as representações espaciais de rendimentos do milho em Moçambique. O ajuste de um modelo agrometeorológico espectral para estimativa de rendimentos do milho por regressão linear múltipla na província de Manica-Moçambique constituiu o objetivo do estudo. Foi realizado um mapeamento de áreas agrícolas por análise multitemporal do NDVI/MODIS e também foi avaliada a eficiência de variáveis agrometeorológicas e espectrais na estimativa de rendimentos do milho em uma área da província de Manica que envolve os distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga, responsáveis por mais de 80% da produção de milho na província nos anos de 2000 a 2009. Foi desenvolvido um modelo de início do ciclo do milho baseado em critérios de chuva, e estabelecendo um ciclo fixo do milho em 130 dias. A metodologia de mapeamento de áreas agrícolas consistiu em somatórios de imagens binárias geradas por diferença de NDVI máximo e mínimo ao longo do ciclo e estabelecimento de níveis de restrição com base em comparações com estatísticas oficiais por distrito. As variáveis agrometeorológicas testadas foram evapotranspiração relativa (ET_r/ET_m) e o índice de satisfação das necessidade de água (ISNA) calculados a partir de dados de estimativas de elementos meteorológicos do modelo do ECMWF. O conjunto de variáveis espectrais compreendiam composições de 16 dias de índices de vegetação EVI e NDVI provenientes do produto MOD13Q1 do sensor MODIS e o LSWI, gerado por diferença normalizada de bandas de refletância de superfície do infravermelho próximo e médio contidas no mesmo produto. O modelo agrometeorológico espectral envolveu as variáveis meteorológicas e espectrais como independentes sendo o rendimento médio e relativo, as variáveis dependentes ajustadas em um modelo de regressão múltipla. Todos os distritos, a exceção de Mossurize, geraram modelos com bom desempenho nas estimativas de rendimentos do milho e significado físico. O modelo regional, incluindo Gondola, Manica e Sussundenga e envolvendo o rendimento relativo foi o mais recomendado para estimativa de rendimentos do milho na região com $r^2 = 0,762$ e RMSE de 9,46%.

Palavras Chave: MODIS, estimativa de rendimento, regressão linear múltipla.

Abstract

Mozambique is a country located along the east coast of southern Africa, with an economy based primarily on agriculture. The Maize crop (*Zea mays* L.) is the most important crop, growing in rainfed conditions, with its yield dependent only on weather conditions. Agrometeorological models to forecast yields of food crops are viable alternatives for decision making on food safety measures and supply. The agricultural calendar and the production system make use of geotechnologies an important tool for crop monitoring and yield forecasting. Products from remote sensing data, combined with spectral indices and agrometeorological parameters can improve the spatial representations of maize yields in Mozambique. Setting an agrometeorological model to estimate the spectral yield of corn by multiple linear regression in Manica province, Mozambique was the objective of the study. We conducted a mapping of agricultural areas by analyzing multitemporal NDVI / MODIS and also evaluated the effectiveness of spectral and meteorological variables in the estimated maize yield in an area of Manica province involving the districts of Gondola, Manica, Mossurize and Sussundenga responsible for more than 80% of corn production in the province in the years 2000 to 2009. A model was developed to estimate the beginning of the corn cycle, using as a criteria the rainfall, and setting a fixed cycle of corn in 130 days. The methodology for mapping agricultural areas consisted of sums of binary images generated by the difference of maximum and minimum NDVI throughout the cycle and establishing levels of restriction based on comparisons with official statistics by district. We tested the meteorological variables: the relative evapotranspiration (ET_r / ET_m) and the index of satisfaction of water needs (ISNA) calculated from data from meteorological model of ECMWF. The set of spectral variable were comprised of 16 days composition of vegetation indices NDVI and EVI from the MODIS product MOD13Q1 and LSWI generated from normalized difference of surface reflectance bands of near-infrared and medium infrared contained the same product. The meteorological and spectral variables was the set of independent variables and the average and relative yield were the set of dependent variables used to adjusted a multiple regression model, called agrometeorological-spectral model. To all districts, except for Mossurize were generated models with good performance in estimating the corn yield and with physical meaning. The regional model, including Gondola, Manica and Sussundenga and involving the relative yield was the most suitable for estimating corn yield in the region with $r^2 = 0.762$ and RMSE of 9.46%.

Keywords: MODIS, Yield estimates, multiple linear regression.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Objetivos	3
1.1.1. Geral.....	3
1.1.2. Específicos	3
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1. Moçambique: dados gerais.....	4
2.2. Agricultura em Moçambique	6
2.3. O Milho Zea mays L.....	9
2.4. Sensoriamento remoto	11
2.5. Sensoriamento remoto da Vegetação	12
2.5.1. Interação da radiação eletromagnética com a folha.....	12
2.5.2. Interação da radiação eletromagnética com o dossel.....	14
2.6. Índices de Vegetação	18
2.6.1. Índice de vegetação da Razão simples (simple ratio-SR).....	19
2.6.2. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).....	19
2.6.3. Índice de Vegetação Realçado (EVI)	20
2.7. Sensor MODIS	20
2.8. Produto MOD 13	21
2.9. Índices de umidade.....	23
2.10. Modelos de Estimativa de Rendimento das Culturas	25
2.10.1. Segundo King (1989).....	25
2.10.1.1. Modelos estatísticos	25
2.10.1.2. Modelos determinísticos	25
2.10.1.3. Modelos semi-determinísticos.....	26
2.10.2. Segundo Murthy (2007).....	26
2.10.2.1. Modelos mecanísticos	26
2.10.2.2. Modelos estocásticos	26
2.10.2.3. Modelos dinâmicos	26
2.10.2.4. Modelos de simulação.....	27
2.10.2.5. Modelos descritivos	27
2.11. Modelos Agrometeorológicos-espectrais.....	29
2.12. Teoria de regressão e correlação	30

2.12.1.	Correlação	30
2.12.2.	Regressão linear simples	31
2.12.3.	Regressão Linear Múltipla	34
3.	MATERIAL E MÉTODOS	36
3.1.	Área de estudo	36
3.2.	Conjunto de dados	37
3.2.1.	Dados Meteorológicos	37
3.2.2.	Imagens MODIS	38
3.2.3.	Dados de Rendimento de milho	39
3.3.	Remoção da tendência dos dados de rendimento	39
3.4.	Modelo de estimativa do início do ciclo	40
3.5.	Modelo do Balanço hídrico	40
3.6.	Máscara de cultivo	42
3.6.1.	Perfis temporais de NDVI	43
3.6.2.	Implementação da máscara de cultivo	43
3.7.	Ajuste do Modelo Agrometeorológico-espectral	44
4.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	47
4.1.	Remoção da tendência dos dados de rendimento	47
4.2.	Cálculo do rendimento relativo	49
4.3.	Estimativas de elementos meteorológicos	50
4.4.	Modelo de estimativa do início do ciclo	50
4.5.	Modelo do balanço hídrico das culturas	52
4.6.	Perfis temporais de índices espectrais	55
4.7.	Máscara de cultivo	59
4.8.	Análise dos índices espectrais ao longo do ciclo do milho	67
4.9.	Análise de correlação	72
4.9.1.	Variáveis Agrometeorológicas	73
4.9.2.	Variáveis Espectrais	74
4.10.	Modelo Agrometeorológico espectral	77
4.10.1.	Distrito de Gondola	77
4.10.1.1.	Rendimento médio	77
4.10.1.2.	Rendimento relativo	79
4.10.2.	Distrito de Manica	80
4.10.2.1.	Rendimento médio	80

4.10.2.2.	Rendimento relativo.....	81
4.10.3.	Distrito de Sussundenga.....	82
4.10.3.1.	Rendimento médio.....	82
4.10.3.2.	Rendimento relativo.....	83
4.10.4.	Distrito de Mossurize.....	85
4.10.5.	Modelo Regional.....	87
4.10.5.1.	Rendimento médio.....	88
4.10.5.2.	Rendimento relativo.....	89
4.10.6.	Avaliação dos modelos.....	90
4.11.	Considerações sobre os Modelos.....	91
5.	CONCLUSÕES.....	94
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	95

LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1 Divisão administrativa de Moçambique	4
Figura 2-2 Clima de Moçambique (Fonte: MICOA, 2002)	5
Figura 2-3 Rendimento do milho em Moçambique em relação ao outros países (Fonte: World Bank, 2005)	6
Figura 2-4 Regiões agroecológicas de Moçambique	8
Figura 2-5 Fluxo de comercialização do milho em Mocambique (Fonte: FEWS NET)	9
Figura 2-6 Fases de crescimento do milho	10
Figura 2-7 Curva média de refletância de uma folha sadia	13
Figura 2-8 Espectro de absorção das clorofilas a e b e do β -caroteno	13
Figura 2-9 Fatores de refletância das folhas do milho, com diferentes conteúdos de umidade (fonte: Kumar, 1974)	14
Figura 2-10 Fator de refletância calculada em função do ângulo de visada em relação ao nadir de uma cultura com 0,5 de cobertura vegetal, razão altura/largura da planta 2: com orientação da linhas (A) Norte-sul e (B) leste-oeste. (Fonte: Jackson et al, 1979).	16
Figura 2-11 Evolução do fator de refletância das bandas 3 (linhas contínuas) e 4 (linhas tracejadas) do sensor TM/Landsat ao longo do ciclo do feijão no horário das 12:00 horas para os ângulos de visada 0°, 30° e 45°. (Fonte: Ferraz et al, 2007).	16
Figura 2-12 Fator de refletância para folhas de algodão sobrepostas (adaptado: Myers, 1970)	17
Figura 2-13 Reflexão múltipla da radiação eletromagnética no infravermelho próximo entre duas camadas (Fonte: Jensen, 2009)	18
Figura 2-14 Representação da grade de <i>tiles</i> global na projeção Sinusoidal	23
Figura 2-15 Medidas de laboratório do espectro de refletância de vegetação verde (linha contínua) e vegetação seca (linha tracejada) e Posição de 7 bandas do sensor MODIS (Adaptado de Elvidge, 1990).	24
Figura 3-1 Localização da área de estudo	36
Figura 3-2 Produção anual dos distritos da Província de Manica	37
Figura 3-3 ilustração do cálculo das Necessidades de água da cultura (Fonte: Allen et al (1998))	41
Figura 3-4 curva de Kc do milho (adaptado de Doorenbos e Pruitt, 1976)	41

Figura 4-1 Evolução do rendimento médio do milho e o rendimento corrigido nos distritos de Gondola Manica, Mossurize e Sussundenga suas respectivas equações de regressão linear do rendimento médio ao longo dos anos.....	48
Figura 4-2 Rendimento relativo do milho por ano agrícola e por distrito	49
Figura 4-3 Estimativas mensais de Precipitação Pluvial e Evapotranspiração de referência (ETo Penmann Montheith) do Modelo ECMWF nos distritos de Gondola (A) Manica (B) Mossurize (C) Sussundenga (D) (2000 a 2009).	51
Figura 4-4 ISNA decendial calculados nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga em cada ano agrícola.....	53
Figura 4-5 Perfis Temporais de EVI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.....	55
Figura 4-6 Perfis Temporais de NDVI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.....	56
Figura 4-7 Perfis Temporais de LSWI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.....	57
Figura 4-8 mascara de cultivo obtida por diferença de NDVI ano de 2000/01 no distrito de Sussundenga	60
Figura 4-9 Somatório das imagens binárias no distrito de Sussundenga	61
Figura 4-10 Comparação entre as áreas de milho por ano agrícola (2000 a 2009) e a área estimada pela máscara final nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga. ...	63
Figura 4-11 Áreas de milho de referência por ano agrícola e área estimada pela máscara final sobre área total dos distritos	64
Figura 4-12 Mascara de áreas agrícolas para a área de estudo.....	65
Figura 4-13 Mascara de cultivo do milho para a área de estudo com dados sócio econômicos e ambientais sobrepostos.....	66
Figura 4-14 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Gondola (2000 a 2009).....	68
Figura 4-15 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Manica (2000 a 2009).....	69
Figura 4-16 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Mossurize (2000 a 2009).....	70
Figura 4-17 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Sussundenga (2000 a 2009).....	71

Figura 4-18 perfis temporais de índices espectrais com e sem aplicação da máscara no distrito de Sussundenga ano 2001/02.....	72
Figura 4-19 Evolução do coeficiente de correlação do ISNA e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.....	73
Figura 4-20 Evolução do coeficiente de correlação da Evapotranspiração relativa (ETr/ETm) e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito. Período 2000-2009.....	74
Figura 4-21 Evolução do coeficiente de correlação do EVI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.....	75
Figura 4-22 Evolução do coeficiente de correlação do NDVI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.....	76
Figura 4-23 Evolução do coeficiente de correlação do LSWI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.....	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 2-1 Estimativa de produção do milho (kg) por família (adaptado de Walker et al, 2006).....	11
Tabela 2-2 Bandas espectrais do sensor MODIS visível, infravermelho próximo e de ondas curtas.....	21
Tabela 2-3 Tabela de classificação da correlação linear.....	30
Tabela 2-4 Representação da matriz de correlação	31
Tabela 2-5 Representação da tabela de ANOVA para a regressão linear.....	33
Tabela 4-1 Estatística descritiva dos rendimentos médios por distritos com e sem tendência temporal.....	47
Tabela 4-2 Data de semeadura do milho definidas pelo modelo de estimativa de início do ciclo por ano e por distrito considerando o ciclo com duração de 130 dias.....	52
Tabela 4-3 Evapotranspiração relativa (ET _r /ET _m) decendial por ano Agrícola nos distritos da área de estudo	54
Tabela 4-4 Limiares de corte determinados por distrito e ano agrícola.....	59
Tabela 4-5 Áreas agrícolas, estimadas em diferentes níveis de restrição em Sussundenga (período 2000-2009).	62
Tabela 4-6 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Gondola (rendimento médio).....	77
Tabela 4-7 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Gondola (rendimento médio).....	77
Tabela 4-8 Teste t dos coeficientes do modelo de Gondola (rendimento médio).....	78
Tabela 4-9 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Gondola (rendimento relativo).....	79
Tabela 4-10 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Gondola (rendimento relativo)...	79
Tabela 4-11 Teste t dos coeficientes do modelo de Gondola (rendimento relativo)	79
Tabela 4-12 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Manica (rendimento médio).....	80
Tabela 4-13 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Manica (rendimento médio).....	80
Tabela 4-14 Teste t dos coeficientes do modelo de Manica (rendimento médio).....	80
Tabela 4-15 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Manica (rendimento relativo).....	81
Tabela 4-16 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Manica (rendimento relativo)	81
Tabela 4-17 Teste t dos coeficientes do modelo de Manica (rendimento relativo).....	82

Tabela 4-18 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Sussundenga (rendimento médio).....	83
Tabela 4-19 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Sussundenga (rendimento médio)	83
Tabela 4-20 Teste t dos coeficientes do modelo de Sussundenga (rendimento médio)	83
Tabela 4-21 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Sussundenga (rendimento relativo).....	84
Tabela 4-22 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Sussundenga (rendimento relativo)	84
Tabela 4-23 Teste t dos coeficientes do modelo de Sussundenga (rendimento relativo)	84
Tabela 4-24 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Mossurize (rendimento médio).....	86
Tabela 4-25 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Mossurize (rendimento médio) ..	86
Tabela 4-26 Teste t dos coeficientes do modelo de Mossurize (rendimento médio)	86
Tabela 4-27 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Mossurize (rendimento relativo).....	87
Tabela 4-28 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Mossurize (rendimento relativo)	87
Tabela 4-29 Teste t dos coeficientes do modelo de Mossurize (rendimento relativo)	87
Tabela 4-30 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla regional (rendimento médio)	88
Tabela 4-31 Tabela ANOVA do modelo Regional (rendimento médio).....	88
Tabela 4-32 Teste t dos coeficientes do modelo regional (rendimento médio)	88
Tabela 4-33 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla regional (rendimento relativo)	89
Tabela 4-34 Tabela ANOVA do modelo Regional (rendimento relativo)	89
Tabela 4-35 Teste t dos coeficientes do modelo regional (rendimento relativo)	90
Tabela 4-36 Avaliação das expressões dos modelos	91

1. INTRODUÇÃO

O milho é a principal cultura agrícola produzida em sequeiro no setor familiar em Moçambique. De acordo com dados do Censo Agropecuário (CAP) de 2000, as culturas do milho e da mandioca totalizam 50% do valor de produção agrícola para pequenas e médias explorações. Os camponeses alocam entre 20 a 60 % da suas áreas agrícolas para produzir o milho em todo o país (MICOA, 2002), sendo, portanto, reconhecida a sua contribuição para a segurança alimentar da população Moçambicana.

Como todas as culturas produzidas em sequeiro, o rendimento é influenciado pelas condições meteorológicas, que por sua vez afeta o abastecimento deste cereal. Situações extremas de ausência de chuvas dentro do ciclo da cultura podem levar a fracassos das campanhas agrícolas e conseqüente fome extrema. Mecanismos de monitoramento das culturas alimentares e previsão de rendimentos podem auxiliar a minimizar os efeitos negativos desse gênero de eventos, indicando os locais potenciais de ocorrência desses efeitos e determinando a magnitude dos mesmos.

O uso de modelos agrometeorológicos de estimativas de rendimentos tem como principal vantagem a economia de tempo e de recursos para o planejamento e tomada de decisão, visto que estes podem estimar perdas relativas de rendimento das culturas em sequeiro decorrentes de condições meteorológicas adversas ao seu desenvolvimento. Estimativas corretas da produtividade das culturas em sequeiro, obtidas através de modelos que considerem fatores limitantes, podem ser conjugadas com dados de área cultivada e, a partir daí, serem obtidas informações sobre a produção esperada para uma dada região. As estimativas de produção serviriam de indicadores da disponibilidade de alimentos e auxiliariam os tomadores de decisão em medidas relativas à segurança alimentar das populações. Portanto, pode-se, por meio destas informações quantificar as necessidades de alimentos em situações de déficit alimentar resultante de baixa produção. Por outro lado, a mesma quantificação se torna útil em caso de excedente de produção na disponibilidade de alimentos para comercialização agrícola.

O modelo do balanço hídrico da cultura faz a estimativa de rendimento assumindo o déficit hídrico da cultura como fator limitante. Para culturas desenvolvidas em condições não irrigadas este constitui seguramente o principal fator condicionante para o rendimento, porém não é o único. Diferenças no manejo, fertilidade dos solos, incidência de pragas e doenças

entre outros, podem influenciar o rendimento das culturas sob condições meteorológicas semelhantes. Estes fatores, portanto, não são levados em consideração em modelos agrometeorológicos.

Em 1994, os serviços de aviso prévio para a segurança alimentar do Ministério da Agricultura ajustaram o modelo de balanço hídrico da cultura (CSWB- *Crop Specific Water Balance*) desenvolvido pela FAO (*Food and Agriculture Organization*) para previsão de rendimentos do milho. O modelo relaciona o rendimento médio do milho com o Índice de Satisfação das Necessidades de Água (ISNA¹), por meio de regressão linear. O ISNA é uma variável composta, resultante do balanço hídrico cumulativo da cultura, dada pela razão entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração máxima da cultura (ET_r/ET_m).

A disponibilidade de produtos de sensoriamento remoto, como os índices de vegetação, com caráter operacional e disponibilizado em tempo “quase real”, possibilita o monitoramento de culturas agrícolas e a sua implementação de modelos de estimativa de rendimento. A adição de uma componente espectral nos modelos de previsão de rendimento das culturas pode melhorar o seu desempenho e permitir a operação dos modelos numa escala regional. Bouman (1996) refere que dados de sensoriamento remoto aplicados em modelos de escala regional podem reduzir a incerteza e a variação espacial dos parâmetros usados. King (1989) diz que o mesmo gênero de dados adicionam uma acurácia extra aos modelos de estimativa de rendimento de culturas.

O sensoriamento remoto para países como Moçambique é uma ferramenta técnica com grande potencial que poderia aumentar a rapidez e melhorar a cobertura de informação (Rojas e Amade, 1998). O caso específico da sua aplicação na agricultura reduz meios e tempo de processamento de informação sobre a situação das culturas agrícolas no campo.

A hipótese do presente estudo é de que a combinação de parâmetros agrometeorológicos, com os dados provenientes de sensores orbitais por meio de modelos agrometeorológicos-espectrais, melhore a representação espacial das estimativas de rendimento do milho em Moçambique. Neste gênero de modelos, a componente agrometeorológica introduz informação como radiação solar, umidade relativa do ar, temperatura e disponibilidade de água no solo, enquanto que a componente espectral introduz informações relativas ao monitoramento, variedades e fatores de estresse não considerados em modelos agrometeorológicos (Rudorff e Batista, 1990).

¹ Sigla em inglês *WRSI- Water Requirements satisfaction Index*, por questão de uniformidade apenas será usada a sigla em língua Portuguesa.

1.1.Objetivos

1.1.1. Geral

- Ajustar um modelo de estimativa de rendimento do milho que combine variáveis agrometeorológicas e espectrais na província de Manica-Moçambique;

1.1.2. Específicos

- Aplicar a metodologia de identificação de áreas agrícolas por análise multitemporal de imagens NDVI/MODIS;
- Determinar a eficiência das variáveis agrometeorológicas e espectrais na estimativa de rendimento do milho;
- Avaliar a relação combinada das variáveis agrometeorológicas e espectrais na estimativa de rendimento do milho;

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Moçambique: dados gerais

A república de Moçambique se localiza na costa oriental da África Austral, entre os paralelos 10° 27' e 26° 56' latitude Sul e os meridianos 30°12' e 40°51' longitude Leste. O País é limitado pela Tanzânia a Norte, a oeste por Malawi, Zâmbia, Zimbabwè, África do Sul e Swazilândia; a sul pela África do Sul e a Leste banhado pelo Oceano Índico, possuindo uma costa com extensão de 2.500 km. Ocupa uma área de cerca de 799.380 km² e, de acordo com a projeção para o ano de 2010 dos dados do Censo Geral da População e Habitação de 2007, possui 22.417.000 habitantes. A cidade de Maputo, localizada a sul do país, é a capital com uma população 1.200.000 habitantes, sendo a mais populosa do País.

Moçambique é dividido administrativamente em quatro níveis: província, distrito, posto administrativo e localidade. Possui onze (11) províncias distribuídas nas três regiões do país: a Norte pelas províncias de Cabo Delgado, Nampula e Niassa, no Centro se encontram as províncias de Manica, Sofala, Tete e Zambézia; a Sul por Gaza, Inhambane, Província de Maputo e a Cidade de Maputo, sendo que todas as províncias envolvem 128 distritos (Figura 2-1).

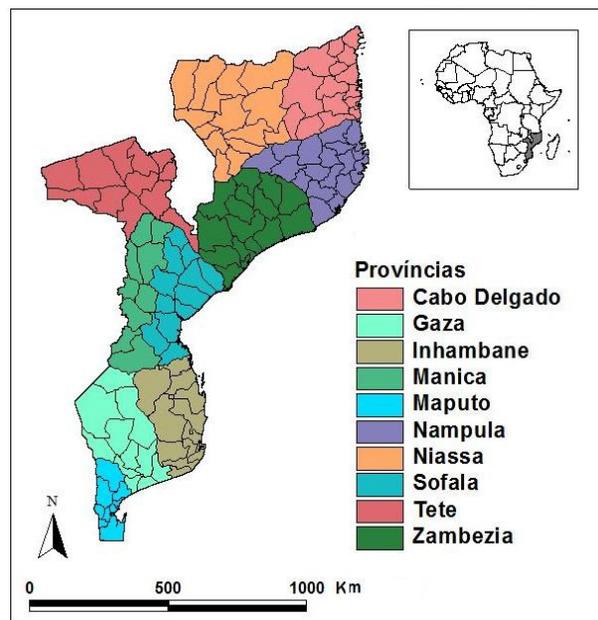


Figura 2-1 Divisão administrativa de Moçambique

O clima é tropical, predominantemente úmido, com uma estação fresca e seca (entre os meses de abril e setembro) e outra quente e úmida (de outubro a março). A localização, topografia e a distribuição das redes hidrográficas são fatores determinantes para a grande diversidade ecológica de Moçambique (MICOA, 2002). Para além do clima tropical úmido, se pode distinguir o tropical semi árido no interior centro e sul, seco no interior da província de Gaza e o clima modificado pela altitude nas regiões mais elevadas do País (Figura 2-2).

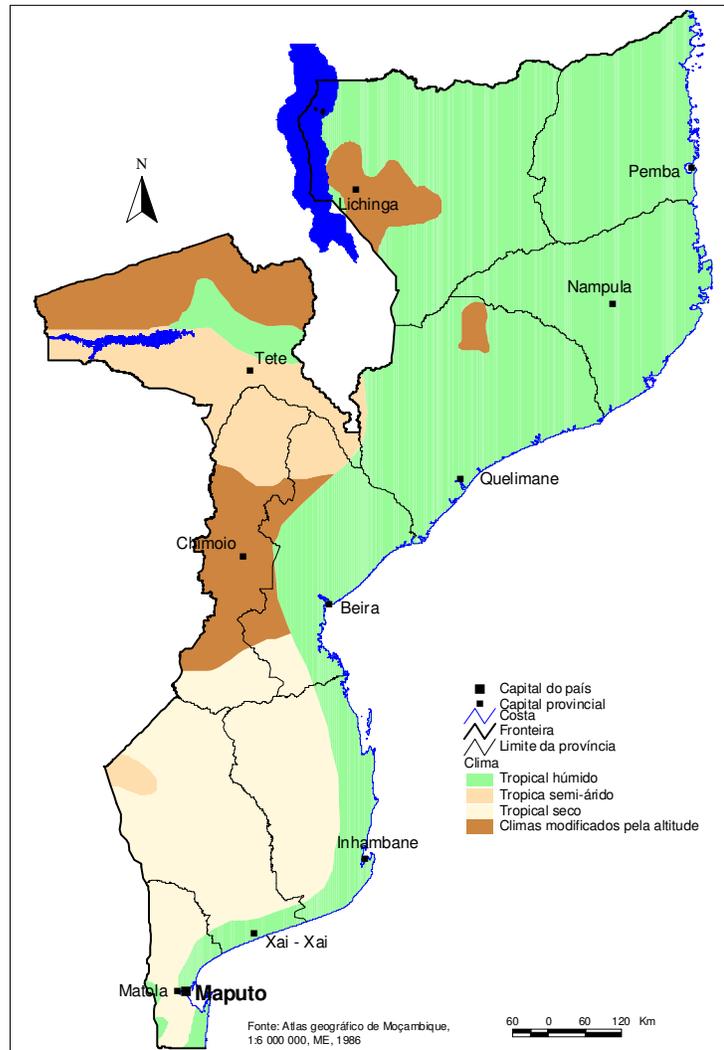


Figura 2-2 Clima de Moçambique (Fonte: MICOA, 2002)

2.2. Agricultura em Moçambique

A atividade agrária no País é constituída essencialmente pelo setor familiar que, na sua maioria, pratica agricultura de subsistência em regime de sequeiro (Siteo, 2005). Define-se como agricultura de sequeiro àquela cujo suprimento de água para as plantas depende inteiramente da precipitação pluvial. A agricultura é a atividade econômica mais importante do País e absorve mais de 80 % da população laboral (MICOA, 2002). O setor familiar ocupa mais de 95% da área cultivada e cada agregado ocupa áreas de 0,5 ha a 2 ha, sendo que a área mediana cultivada por família é de 1,3 ha (MADER, 2002). De acordo com World Bank (2005), o potencial agrícola de Moçambique é fracamente aproveitado com apenas 15% da área da terra arável no País atualmente em uso. A agricultura familiar é feita em pequena escala, em geral sem uso de insumos agrícolas (fertilizantes e pesticidas) e com técnicas tradicionais, incluindo enxada e alternância das áreas cultivo. Isto tem como principal consequência os baixos níveis de produtividade das culturas. Os rendimentos médios das culturas ainda se encontra abaixo da média dos países da vizinhança. A Figura 2-3 mostra a evolução do rendimento médio do milho em Moçambique ao longo dos anos (1961 a 2003) em relação aos países da vizinhança incluindo o Quênia. Verifica-se que o menor valor de rendimento observado nesta série histórica ocorreu em 1992, como resultado da seca severa que assolou a região.

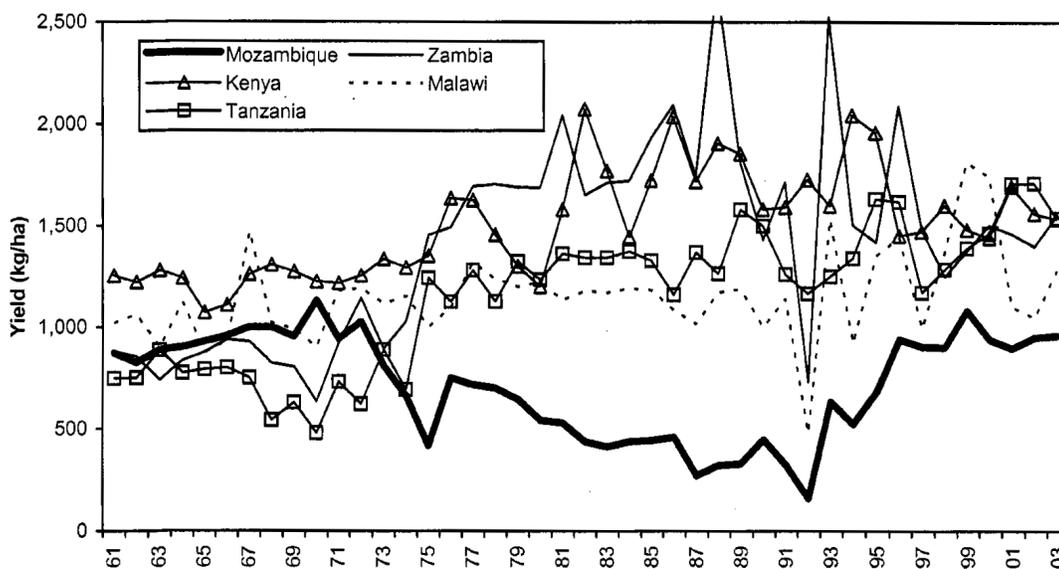


Figura 2-3 Rendimento do milho em Moçambique em relação ao outros países (Fonte: World Bank, 2005)

O baixo nível tecnológico faz com que o uso de terra para a agricultura seja condicionado

pelas condições climáticas e edáficas. O clima e o tipo de solo acabam por ser determinantes na escolha das culturas e do seu sistema de produção. Tendo em vista a tendência de distribuição dos sistemas de produção, o País foi dividido em 10 (R1-R10) regiões agroecológicas (Figura 2-4) que diferem no tipo de solo e clima predominante.

Regiões agroecológicas são cenários ecológicos onde as atividades agropecuárias têm lugar e que condicionam fortemente a escolha de culturas, as técnicas de produção e a produtividade agrônômica.

O Instituto de Investigação Agrária de Moçambique (IIAM), como instituição pública, debruça a investigação de novos produtos baseado nas regiões agroecológicas (Walker et al, 2006). A recomendação para prática de uma determinada cultura é feita, tomando em consideração as características biofísicas das regiões agroecológicas e a sua adaptabilidade.

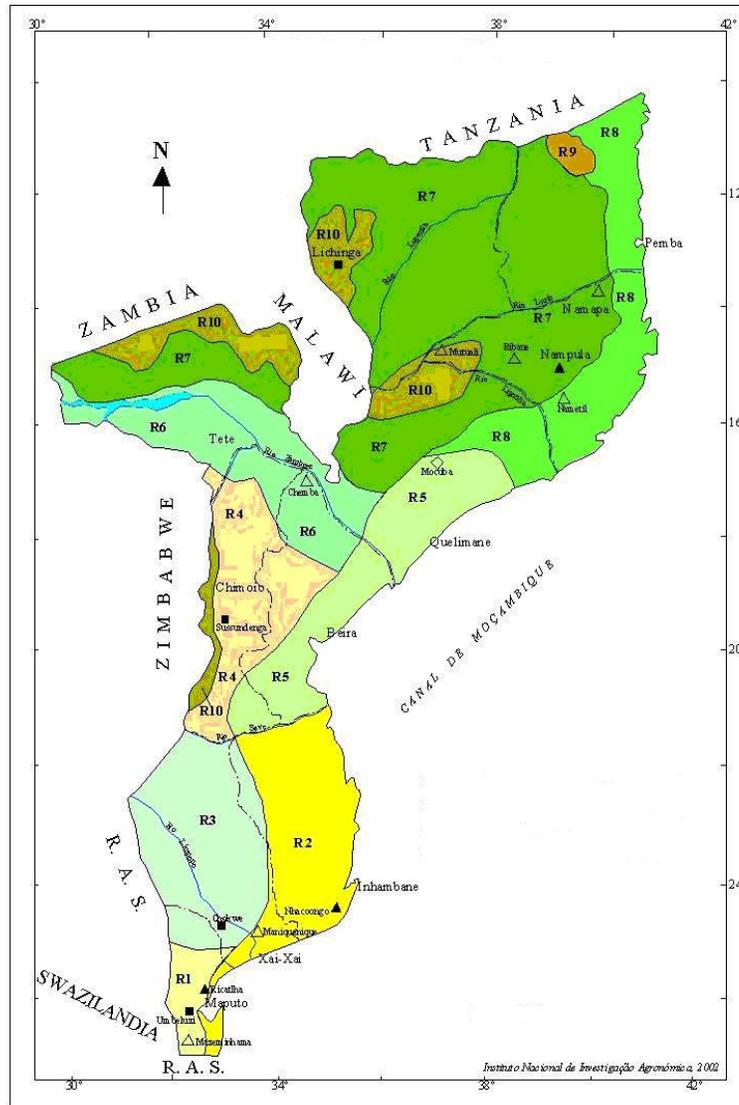


Figura 2-4 Regiões agroecológicas de Moçambique (Walker et al, 2006)

Dados do MADER (2002) indicam a existência de uma grande diversidade de culturas agrícolas praticadas no país, sendo que o milho e a mandioca ocupam posições de destaque em termos de área cultivada. O milho é cultivado por 80% das explorações agrícolas e a mandioca em 76%. Em termos de segurança alimentar, o milho e a mandioca têm papel dominante como culturas alimentares básicas (Walker et al, 2006). Essas evidências colocam ambas culturas no topo das prioridades de investigação agrícola no país, buscando-se o aumento da produtividade de modo a assegurar e melhorar a segurança alimentar. Entretanto, o milho tem maior ênfase por não só ser fonte de renda, possuindo uma extensa rede de comercialização em todo o país chegando, em alguns casos, a ser exportada para países vizinhos. A Figura 2-5, apresenta o mapa do fluxo de produção e mercado do milho em

Moçambique, elaborado pela FEWS NET em colaboração com os ministérios locais.

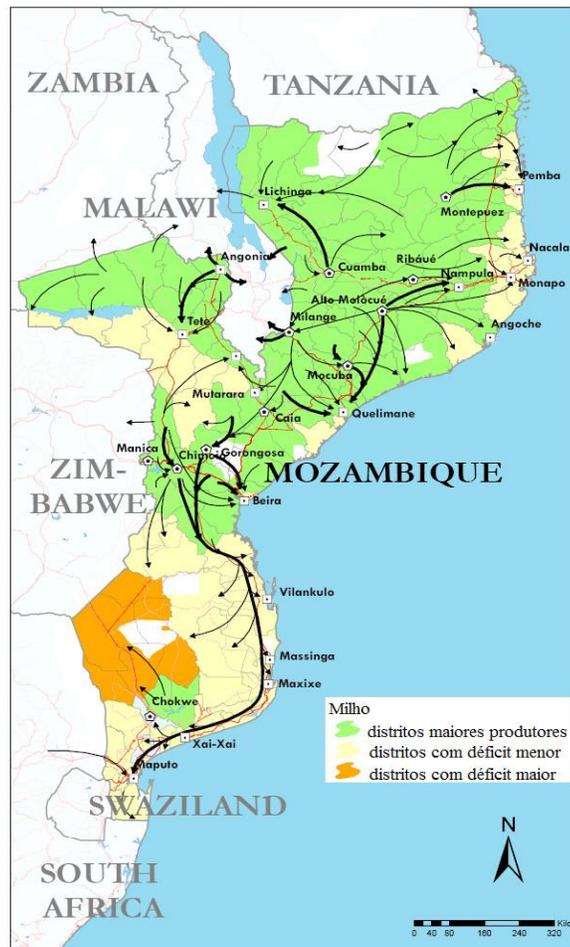


Figura 2-5 Fluxo de comercialização do milho em Mocambique (Fonte: FEWS NET)

2.3.O Milho *Zea mays* L.

É uma cultura anual, monocotiledônea utilizada preferencialmente como fonte de alimentação. Botanicamente pertence à família Poaceae, ao gênero *Zea* e o nome científico da espécie é *Zea mays* L. Quanto à fisiologia é uma planta do tipo C4, o que permite uma maior eficiência de conversão de CO₂ em carboidratos em relação às plantas do tipo C3 (Salsbrury, 1992 citado por Assis, 2004).

De acordo com Doorenbos e Pruitt (1976), o ciclo de desenvolvimento do milho tem uma duração aproximada de 125 a 180 dias, dividida em 4 fases de desenvolvimento nomeadamente: períodos inicial, de desenvolvimento, cobertura máxima e maturação (Figura 2-6).

A cultura tem elevadas necessidades de água e temperatura. A temperatura diária ótima

para a cultura varia entre os 24°C e 36°C (Martin, 1998). Durante a época de crescimento, temperaturas abaixo de 8°C podem levar a destruição da cultura (Kubue, 2002). Precipitações pluviárias anuais entre 500 mm a 800 mm são adequadas (Doorenbos e Kassam, 1979 e Kubue, 2002). As necessidades de água do milho variam com as condições climáticas. Na região tropical uma precipitação pluvial de 500 mm pode ser suficiente, mas em áreas de baixa umidade do ar, as necessidades podem exceder 900 mm (Martin, 1998).

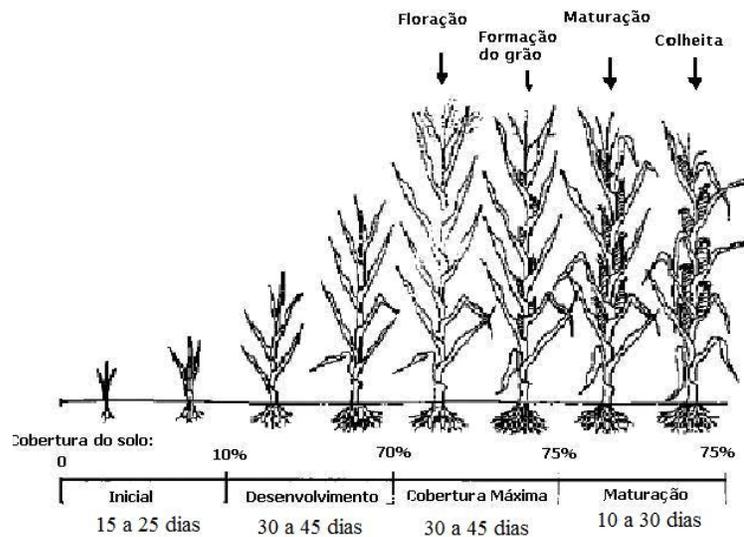


Figura 2-6 Fases de crescimento do milho (Doorenbos e Kassam, 1979)

A distribuição da precipitação pluvial durante o ciclo de desenvolvimento é também crítica. A umidade do solo é necessária para a germinação e durante o período vegetativo. As duas fases, entretanto, mais sensíveis ao déficit de água são durante a floração e a formação da espiga, coincidindo com os períodos de cobertura máxima e maturação. Durante o período de 3 a 5 dias entre o início da floração e polinização, a precipitação pluvial e a umidade do ar definem a transferência do pólen. A fraca polinização tem grande impacto sobre a produtividade do milho. A umidade tem menos influência na formação da espiga, mas é importante no tamanho do grão (Doorenbos e Kassam, 1979).

O milho é produzido em todo o território Moçambicano. Sete regiões agroecológicas têm valor de produção superior de USD 6 milhões, com dominância nas regiões agroecológicas R7 e R10 (Figura 2-4). A Tabela 2-1 mostra as estimativas de produção média do milho por família nas regiões agroecológicas em duas campanhas agrícolas.

Tabela 2-1 Estimativa de produção do milho (kg) por família (adaptado de Walker et al, 2006)

Zona	2002			2003		
	Estimativa média	Erro padrão	Grupo	Estimativa média	Erro padrão	Grupo
R4	805,33	46,8	a	913,05	55,3	a
R6	514,61	56,41	ab	850,94	41,04	ab
R10	780,38	77,66	a	809,62	44,54	ab
R7	457,98	42,16	a	643	36,54	b
R3	490,56	78,47	ab	570,87	50,63	b
R5	305,45	48,02	b	516,16	46,29	b
R9	408,34	45,75	ab	462,22	62,78	b
R2	108,73	10,14	c	268,01	22,47	c
R8	229,77	15,75	b	258,61	21,1	c
R1	292,01	81,91	b	218,25	25,94	c

* O agrupamento é baseado em testes de comparação de médias múltiplos com $p=0,05$, a mesma letra indica que não existe diferença significativa entre no nível de produção média dos grupos. Em 2003 os agrupamentos e são ordenados por nível de produção

O setor familiar semeia o milho em todo ano dividido em duas épocas: a primeira época, onde é semeada cerca de 80 a 90% da produção anual, que geralmente inicia nos meses de novembro e dezembro. A segunda época, com menor proporção, a semeadura é feita em março e abril (Cumba, 2001).

2.4.Sensoriamento remoto

Define-se sensoriamento remoto como a aquisição de informação de um dado objeto sem necessidade de contacto físico com ele. Esta informação pode ser adquirida por detecção e medição de mudanças que o objeto impõe a um dado campo envolvente, que pode ser magnético, acústico ou potencial. Isso inclui o campo eletromagnético refletido e emitido, a ondas acústicas refletidas ou perturbadas e perturbações em volta do campo potencial magnético ou gravitacional devido à presença de um dado objeto. (Elachi e Zyl, 2006). Essa definição contém a maioria dos elementos comuns nas variadas definições de sensoriamento remoto, que se baseiam essencialmente em referências como “aquisição da informação” e a “ausência do contacto direto” com o objeto analisado. Novo (2008) afirma que essa seria, logicamente, a definição mais adequada para o sensoriamento remoto por incluir, para além dos elementos referidos, a detecção e medição nos campos eletromagnético, acústico e potencial, apesar de, considerá-la bastante ampla pelo fato de, por exemplo, se poder obter informações de um dado local por meio de um relato radiofônico, não sendo necessariamente sensoriamento remoto.

Em aplicações de técnicas de sensoriamento remoto para a observação da terra, é comum considerar-se apenas a interação dos objetos no campo eletromagnético onde a informação é propagada por meio da radiação eletromagnética à velocidade da luz, diretamente da fonte pelo espaço livre ou indiretamente por reflexão, espalhamento ou retroespalhamento até o sensor (Elachi e Zyl, 2006). O sensoriamento remoto para a estudo da superfície terrestre, tem o Sol como principal fonte de radiação eletromagnética, que irradia entre as regiões espectrais do visível (0,4 μm a 0,72 μm) e o infravermelho de ondas curtas (1,1 μm a 3,2 μm), explorando as propriedades reflexivas dos alvos naturais nas faixas óptica (visível, infravermelhos próximo e de ondas curtas) e as emissivas do infravermelho termal.

2.5.Sensoriamento remoto da Vegetação

O sensoriamento remoto é uma das tecnologias que mais contribuiu, vem contribuindo e motivam o avanço do conhecimento de como a vegetação processa a radiação eletromagnética (Ponzoni, 2001). São várias as aplicações em estudos da vegetação, desde o mapeamento de cobertura vegetal e monitoramento da condição da vegetação natural até a geração de estatísticas agrícolas como a determinação da área plantada e estimativa de rendimentos das culturas. O ponto inicial no estudo da vegetação através do sensoriamento remoto é o conhecimento do seu comportamento espectral. O comportamento espectral da vegetação pode ser estudado em duas escalas: a nível da folha e do dossel.

2.5.1. Interação da radiação eletromagnética com a folha

O comportamento espectral de uma folha verde sadia na região óptica do espectro eletromagnético é guiado por três fatores principais que condicionam o seu padrão de resposta: os pigmentos, a estrutura celular do mesófilo e o conteúdo de água líquida na folha. A Figura 2-7 indica a curva média de refletância de uma folha sadia na região óptica, os fatores que influenciam cada faixa espectral e as principais feições de absorção.

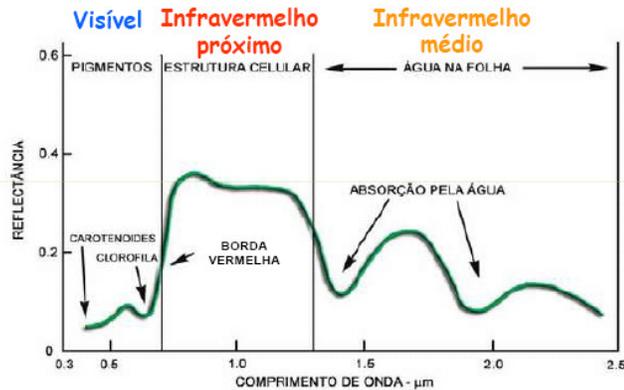


Figura 2-7 Curva média de refletância de uma folha sadia

A faixa do visível (400 a 700 nm) é caracterizada por apresentar refletância baixa, devido à alta absorção da energia eletromagnética incidente pelos pigmentos presentes no cloroplasto. As clorofilas e os carotenóides são os principais pigmentos que atuam na absorção de radiação. As clorofilas a e b apresentam dois picos de absorção, nos comprimentos de onda de 649 e 665 nm e nos 420 e 435 nm, respectivamente. O β -caroteno apresenta o pico de absorção nos 480 nm (Jensen, 2009) (Figura 2-8). Em 560 nm, se verifica um ligeiro aumento da refletância, não superior a 0,2, responsável pela percepção da cor verde da vegetação (Novo, 2008).

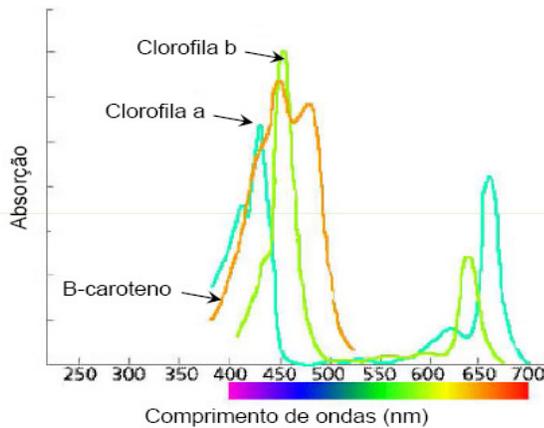


Figura 2-8 Espectro de absorção das clorofilas a e b e do β -caroteno

Na região correspondente ao infravermelho próximo (0,7 a 1,1 μ m), uma folha sadia se caracteriza por apresentar, em geral, alta refletância e transmitância (0,4 a 0,6) e relativamente baixa absortância (0,05 a 0,1) (Jensen, 2009). Há pouca absorção e considerável espalhamento interno da radiação na folha, como resultado da interação da energia incidente com a estrutura do mesófilo (Ponzoni e Shimabukuro, 2007). A interação da radiação ocorre efetivamente

no mesófilo lacunoso ou esponjoso, onde se encontram espaços intercelulares que contém água e ar, fatores externos, como a disponibilidade de água, podem causar alterações no sistema água-ar do mesófilo alterando deste modo a refletância da folha nessa região (Ponzoni, 2001). Jensen (2009) afirma que se as plantas absorvessem a energia nesta região espectral com a mesma eficiência que na região do visível, poderia esquentar e as proteínas seriam irreversivelmente danificadas.

Na região do infravermelho médio ou de ondas curtas (1,1 a 3,2 μm) a refletância da folhas é condicionada pelo conteúdo de água líquida presente nas folhas. Folhas saudias, caracterizam-se por apresentar baixas refletâncias e dois picos de absorção localizados em 1,4 μm e 1,95 μm , que coincidem com as regiões de alta absorção atmosférica (Novo, 2008). A Figura 2-9 ilustra a influência do conteúdo de umidade nas curvas de refletância de uma folha. Observa-se que a perda de umidade pela folha influencia química e fisicamente as folhas. A perda de água pela folha resultará na degradação das proteínas e dos pigmentos aumentando a refletância da folha não só no infravermelho de ondas curtas como também nas outras faixas espectrais da região óptica.

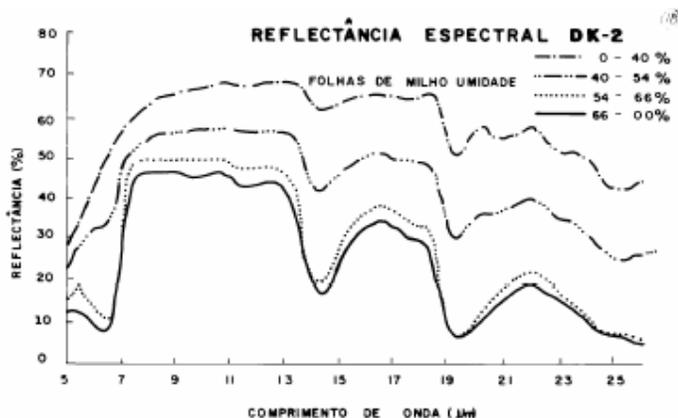


Figura 2-9 Fatores de refletância das folhas do milho, com diferentes conteúdos de umidade (fonte:Kumar, 1974)

2.5.2. Interação da radiação eletromagnética com o dossel

Para proceder a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto em estudos de vegetação é igualmente necessário compreender a interação da radiação eletromagnética com os diversos tipos fisionômicos de dosséis (Ponzoni e Shimabukuro, 2007). Portanto, migra-se do estudo das propriedades espectrais das folhas individuais para a análise das formações vegetais.

Ao se estudar as propriedades espectrais de um dossel, pode se assumir que de fato se está estudando a interação da radiação eletromagnética incidente sobre o conjunto de folhas que o compõem, na medida em que estas constituem a componente das plantas mais importante neste processo. Considerando um dossel hipotético constituído apenas por folhas, naturalmente a resposta espectral não será muito diferente das folhas individuais, de fato, é muito parecida. No entanto, há alguns aspectos relacionados com a geometria de aquisição de dados que deverão ser levados em conta. Quando se trata de refletância dos dosséis está se fazendo, em geral, referência ao fator de refletância bidirecional, ao contrário do fator de refletância Direcional-Hemisférica medida na determinação das propriedades espectrais das folhas individuais. Milton (1987) explica detalhadamente as duas medidas radiométricas, considerando a anisotropia dos alvos naturais e baseado no fato de que é difícil quantificar os fluxos de radiação incidente e refletido uma vez que estes variam com ângulos. Os conceitos radiométricos referidos especificam as condições de iluminação e visada na obtenção das medidas, sendo o Fator de Refletância Direcional-Hemisférica (FRDH) referente a uma fonte direta de iluminação e a captação do fluxo refletido com o auxílio de esferas integradoras. Enquanto, o termo Fator de Refletância Bidirecional (FRB) diz respeito a condições de geometria de iluminação e visada bem definidas, sendo essa a medida que é efetuada na aquisição de dados em alvos naturais por sensores orbitais.

O entendimento da interação da radiação solar com os dosséis tem sido bem explorado em culturas agrícolas anuais, que por serem de porte mais baixo e de ciclo mais curto, torna-se mais fácil de medir os componentes da energia refletida e transmitida no dossel (Moreira, 2007). Têm sido verificadas diferenças nos fatores de Refletância bidirecional em dosséis variando a biomassa, simulando a fenologia (Ponzoni e Shimabukuro, 2007) e efetuando mudanças na geometria de visada (Jackson et al, 1979).

Jackson et al (1979) por meio de modelos de simulação de culturas agrícolas em linhas demonstrou que o fator de refletância bidirecional das bandas do sensor MSS/Landsat variavam com a variação do ângulo de visada e com a mudança na orientação das linhas das culturas (Figura 2-10). Essa variação foi explicada pelas mudanças nas frações de vegetação e solo sombreado e iluminado detectada pelo sensor em função do ângulo de visada. Ferraz et al (2007), num experimento com a cultura do feijão (*Phaseolus vulgaris* L.), encontrou diferenças significativas nos fatores de refletância (teste de Tukey; $p \leq 0,05$) das bandas 3 e 4 do sensor TM/Landsat em dois ângulos de visada (0° e 45°) nos diferentes estádios fenológicos. A Figura 2-11 evidencia o efeito da variação do ângulo de visada sobre a cultura

do feijão sobre os fatores de refletância bidirecional nas bandas 3 e 4 do sensor TM/landsat ao longo do seu ciclo.

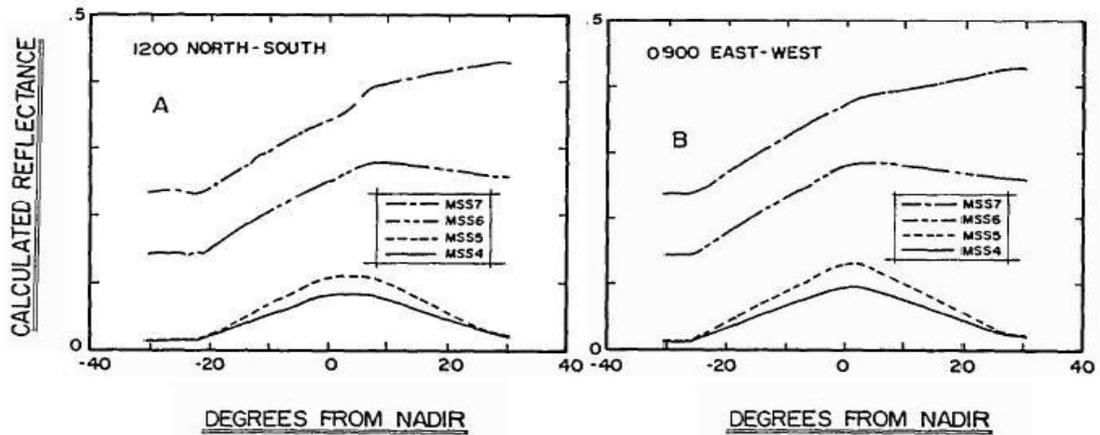


Figura 2-10 Fator de refletância calculada em função do ângulo de visada em relação ao nadir de uma cultura com 0,5 de cobertura vegetal, razão altura/largura da planta 2: com orientação da linhas (A) Norte-sul e (B) leste-oeste. (Fonte: Jackson et al, 1979).

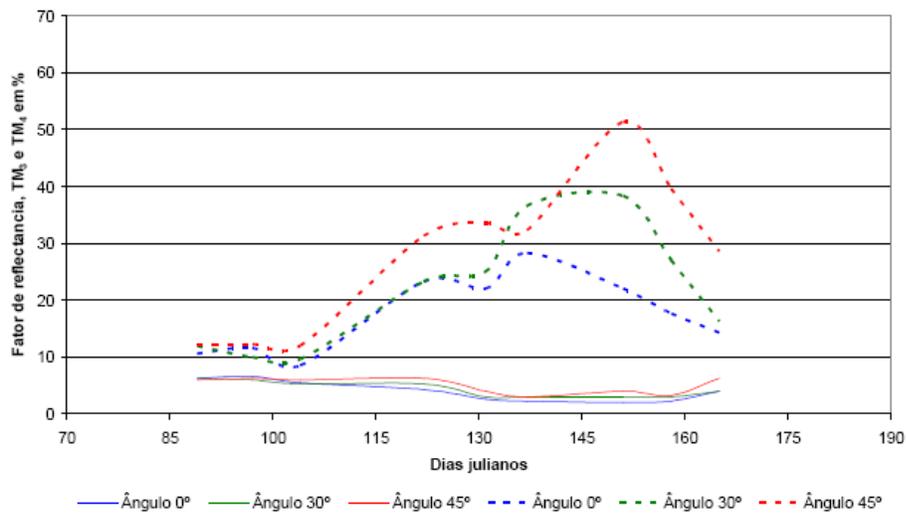


Figura 2-11 Evolução do fator de refletância das bandas 3 (linhas contínuas) e 4 (linhas tracejadas) do sensor TM/Landsat ao longo do ciclo do feijão no horário das 12:00 horas para os ângulos de visada 0°, 30° e 45°. (Fonte: Ferraz et al, 2007).

Ponzoni e Shimabukuro (2007) e Jensen (2009) explicaram o fenômeno da reflexão múltipla (também chamada reflexão aditiva ou infinita) no infravermelho próximo com a aumento do índice de área foliar (IAF), através da adição de camadas sucessivas de folhas em um dossel hipotético composto apenas por folhas. O IAF é uma medida agrônômica determinada pela razão entre a área ocupada pelas folhas de uma dada planta e a área ocupada pela planta no terreno (espaçamento). Ponzoni e Shimabukuro (2007) afirmou que se forem sobrepostas camadas de folhas acompanhadas por medições de fatores de refletância bidirecional₁₆

verificam-se variações não lineares nos valores tanto no visível como infravermelho, diminuindo e aumentando respectivamente até um dado ponto de saturação. Para dosséis agrícolas os pontos de saturação se encontram na sobreposição de 2 a 3 camadas no visível e 6 a 8 camadas no infravermelho. Ilustração do que acontece com os valores dos fatores de refletância bidirecional com a sobreposição de camadas de folhas em culturas agrícolas (algodão) é apresentada na Figura 2-12. Quase não se verificam alterações nas curvas resultantes da sobreposição de camadas de folhas. No entanto, é evidente o aumento do fator de refletância com o aumento do número de camadas de folhas no infravermelho. Porém, os incrementos nos fatores de refletância nessa região são decrescentes até o ponto de saturação. Este fenômeno é uma importante base para o entendimento das alterações espectrais dos dosséis agrícolas resultantes das mudanças fenológicas.

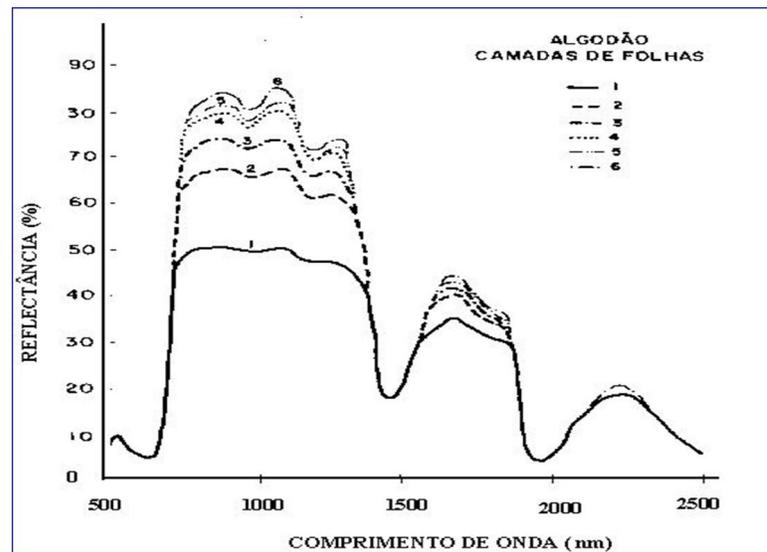


Figura 2-12 Fator de refletância para folhas de algodão sobrepostas (adaptado: Myers, 1970)

Ponzoni e Shimabukuro (2007) e Jensen (2009) apresentaram as proporções do fluxo incidente refletidas por camadas de folhas sobrepostas no infravermelho próximo ilustrando a refletância múltipla, aditiva ou infinita (Figura 2-13). O fluxo de radiação incide sobre a primeira folha, que reflete 50% do fluxo incidente e os restantes 50% são transmitidos para a segunda folha imediatamente abaixo. Na segunda folha, o mesmo sucede, 50% do fluxo incidente (ou seja 25% do fluxo incidente original) é refletido e os outros são 50% transmitidos. O fluxo refletido pela segunda folha é, por sua vez, repartido na transmissão e reflexão na primeira folha e assim sucessivamente. O processo se repete com o aumento de camadas de folhas sobrepostas. Com duas folhas sobrepostas 62,5 % da radiação incidente

original é efetivamente refletida, representando um acréscimo de aproximadamente 12,5% em relação à refletância esperada com apenas uma folha.

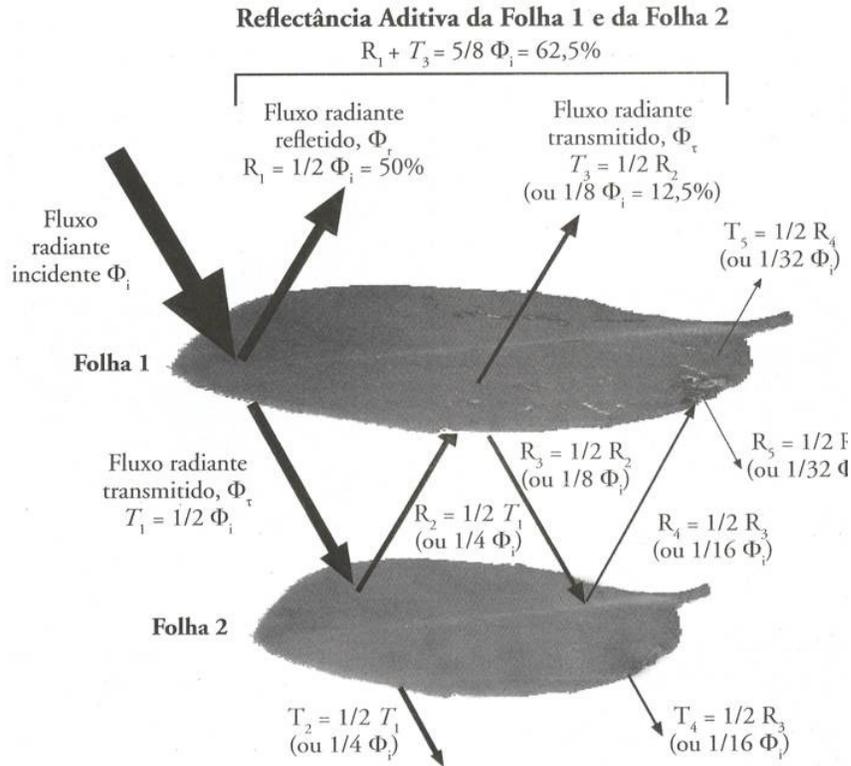


Figura 2-13 Reflexão múltipla da radiação eletromagnética no infravermelho próximo entre duas camadas (Fonte: Jensen, 2009)

2.6. Índices de Vegetação

Mesmo conhecendo o comportamento espectral da vegetação, é quase impossível caracterizá-los ou então monitorar a dinâmica temporal de uma formação vegetal apenas através de medidas de uma banda espectral. Geralmente para esse gênero de aplicações se recorre aos índices de vegetação com objetivo de realçar o sinal da vegetação. Índices de vegetação são medidas empíricas e robustas da atividade da superfície terrestre, desenhadas para melhorar o sinal da vegetação através de medidas da resposta espectral pela combinação de duas bandas espectrais (Huete et al, 1999). Os índices de vegetação, em grande maioria, exploram as propriedades espectrais da vegetação nas regiões do vermelho e infravermelho próximo. A principal fundamentação é o antagonismo no comportamento da vegetação nas duas regiões espectrais (Ponzoni e Shimabukuro, 2007), baseando-se na zona de transição do espectro de refletância da vegetação, entre a alta absorção da radiação no visível e o alto

espalhamento na região do infravermelho próximo. A faixa de transição é denominada borda vermelha (do inglês *red edge*). Os índices de vegetação são estimadores da atividade fotossintética da vegetação e são relacionados com parâmetros biofísicos como: o índice de área foliar, fitomassa, cobertura vegetal, entre outros. Altos valores de índice de vegetação estão diretamente associados com a atividade fotossintética e com a biomassa. Entre os índices de vegetação mais conhecidos e aplicados são:

2.6.1. Índice de vegetação da Razão simples (*simple ratio-SR*)

Calculado pela razão entre o fator de refletância do infravermelho próximo e o vermelho (equação 2-1), o primeiro índice a ser usado, foi proposto por Jordan (1969). Fornece informações de biomassa, sendo sensível a variações em formações com grande biomassa como florestas.

$$SR = \frac{\rho_{IVP}}{\rho_V} \quad (2-1)$$

No entanto, de acordo com Ponzoni e Shimabukuro (2007) em áreas altamente densas a energia refletida na região espectral do vermelho se aproxima a valores muito baixos, na medida que a reflexão era maior no infravermelho próximo, aumentando sem limites o valor do índice.

2.6.2. Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), proposto por Rouse et al (1973), é calculado a partir da diferença entre as refletâncias de superfície no infravermelho próximo e no vermelho, normalizada pela sua soma (equação 2-2). É a normalização do índice da razão simples a um intervalo de -1 a 1. Usado para realçar diferenças entre vegetação e demais alvos naturais, tem sido apontado como bom indicador da presença e condição da vegetação (Fontana et al, 2001). É o mais usado e melhor documentado índice baseado em sensoriamento remoto para o monitoramento de culturas e previsão de rendimentos (Savin e Nègre, 2003). Tem sido amplamente usado nos dias atuais com variadas aplicações, dentre as quais o estudo de culturas agrícolas (Ponzoni e Shimabukuro, 2007).

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (2-2)$$

Apesar do sucesso na aplicação do NDVI em estudos de vegetação, Ponzoni e Shimabukuro (2007) alertaram para existência de certos fatores limitantes para o seu uso: os pontos de saturação diferenciados nas duas regiões espectrais, interferência atmosférica, influência do solo e o posicionamento das bandas em sensores.

2.6.3. Índice de Vegetação Realçado (EVI)

O EVI (*Enhanced Vegetation Index*), foi desenvolvido para otimizar o sinal da vegetação, melhorando a sensibilidade em regiões de alta densidade de biomassa e reduzindo a influência do solo e da atmosfera sobre a resposta do dossel (Justice et al, 1998). Desenvolvido pelo *MODIS Land Discipline group*, o EVI é calculado através da equação:

$$EVI = G \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + C_1 \rho_V + C_2 \rho_{azul} + L} (1 + L) \quad (2-3)$$

No qual L é o fator de ajuste de solo, C_1 e C_2 os coeficientes que descrevem a correção da banda do vermelho pela do azul quanto ao espalhamento atmosférico. Esses coeficientes são determinados empiricamente, assumindo os valores de 6 (G), 7,5 (C_1) e 1 (C_2). G é o fator de ganho ajustado em 2,5 (Jensen, 2009).

2.7. Sensor MODIS

O MODIS (*MODerate Resolution Imaging Spectroradiometer*) é um sistema sensor designado para medição de processos físicos e biológicos na terra a escala global em períodos de um a dois dias (King et al, 2004). Está a bordo das plataformas orbitais Terra e Aqua, lançadas respectivamente em dezembro de 1999 e maio de 2002 pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), e integradas como missões do programa EOS (*Earth Observing System*). O MODIS fornece informação sobre a Terra que derivam em um melhor conhecimento da dinâmica global e dos processos que ocorrem na superfície terrestre e na baixa atmosfera. Possui 12 *bits* de resolução radiométrica em 36 bandas espectrais entre os comprimentos de onda de 0,4 μm a 14,4 μm . Duas bandas são adquiridas com resolução espacial de 250 m, cinco bandas de 500m e as restantes com resolução de 1km (Soares et al, 2007). As sete primeiras bandas foram definidas para o estudo da superfície da terra, a Tabela

2-2 apresenta o comprimento de onda central e a resolução espacial ao nadir das respectivas bandas.

Tabela 2-2 Bandas espectrais do sensor MODIS visível, infravermelho próximo e de ondas curtas.

Banda	comprimento de onda central (μm)	Tamanho do <i>pixel</i> (m)
1	0,648	250
2	0,858	250
3	0,470	500
4	0,555	500
5	1,240	500
6	1,640	500
7	2,130	500

Os dados coletados pelas diferentes bandas do sensor são fornecidos em forma de produtos, para variadas aplicações ambientais. Descrições dos produtos fornecidos pelo sensor nos variados níveis de processamento são apresentados por King et al (2004) e Soares et al (2007).

2.8. Produto MOD 13

MOD 13 é um produto gerado a partir de dados adquiridos do sensor MODIS e contém, além de quatro bandas de refletância de superfície das regiões do azul (0,470 μm), vermelho (0,648 μm), infravermelho próximo (0,858 μm) e médio (2,13 μm), dois índices de vegetação: o NDVI e o EVI. Ambos os índices são gerados globalmente em composições de 16 dias com resolução espacial de 250m, 500m e 1km. O Produto MOD 13 fornece comparações temporais e espaciais consistentes da condição global da vegetação que por sua vez são usados para monitorar a atividade fotossintética da vegetação, auxiliando na detecção de mudanças e interpretações biofísicas e fenológicas (King et al, 2004).

A resolução temporal do MODIS é de no máximo dois dias, e considerando as áreas de sobreposição, no período de 16 dias se podem obter o máximo de 64 observações do mesmo local nas regiões polares (MODIS, 2010). No entanto, a cobertura de nuvens e a presença de *pixels* adquiridos fora do nadir por conta do largo ângulo de visada do sensor, interferem a qualidade dessas observações. O uso de composições minimiza os problemas na coleta de imagens referidos e constituem representações de imagens de um determinado período de tempo. As composições de índices de vegetação do MODIS são resultado da aplicação de

filtros baseados na qualidade radiométrica e geométrica de cada *pixel*. O filtro retém para a composição o *pixel* com melhor qualidade, como representativo do período de observações. Um *pixel* é considerado de boa qualidade quando não possui cobertura de nuvens, com ângulo de visada próxima ao nadir e com o mínimo de efeitos residuais de aerossóis atmosféricos (MODIS, 2010). Para conferir a qualidade desejada à composição de índices de vegetação do MODIS se usa o algoritmo de Composição de Máximo valor com restrição ao ângulo de visada (CV-MVC- *Constrained-View angle - Maximum Value Composite*). Faz-se, portanto, a escolha do *pixel* com maior valor de índice de vegetação, entre os *pixels* com ângulo de visada próximo ao nadir. Essa técnica não só minimiza a possibilidade de escolha de *pixels* cobertos de nuvens assim como os efeitos direcionais no sinal recebido pelo sensor por conta da sua ampla faixa de visada. As composições ajudam reduzir descontinuidades espaciais de ambos os índices (MODIS,2010).

King et al (2004) afirmou que os índices de vegetação do MOD 13 têm uma sensibilidade melhorada da vegetação e variações mínimas associadas a influências externas (atmosfera, geometria de visada e iluminação, cobertura de nuvens) e inerentes a influência dos corpos não vegetados (substrato do dossel).

O NDVI do MODIS é referido como sendo uma continuidade da série de NDVI do sensor AVHRR dos satélites de órbita polares da NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) (Huete et al, 1999). Enquanto que o EVI possui uma sensibilidade melhorada em regiões de alta biomassa reduzindo a influência atmosférica e do substrato do dossel (Justice et al, 1998). Ambos índices se complementam e melhoram a extração de parâmetros biofísicos do dossel (King et al, 2004).

Para além dos índices de vegetação, o produto MOD 13 contém também 4 bandas de fator de refletância da superfície correspondentes a: azul (0,459-0,479 μm), vermelho (0,62-0,67 μm) infravermelho próximo (0,841-0,876 μm) e infravermelho médio (2,105-2,155 μm) respectivamente.

Tal como todos os outros produtos do sensor MODIS, o MOD13 é disponibilizado por *download* gratuito no *website* <https://wist.echo.nasa.gov/ap>. As composições são fornecidas em forma de *tiles* em uma grade global de projeção Sinusoidal (Figura 2-14). Cada *tile* cobre uma área de 1.200 km por 1.200 km constituindo a menor unidade de processamento de imagens. A identificação de cada um dos *tiles* é feita pela posição que estes ocupam na grade global definidas pelos eixos horizontal (*h*) e vertical (*v*).

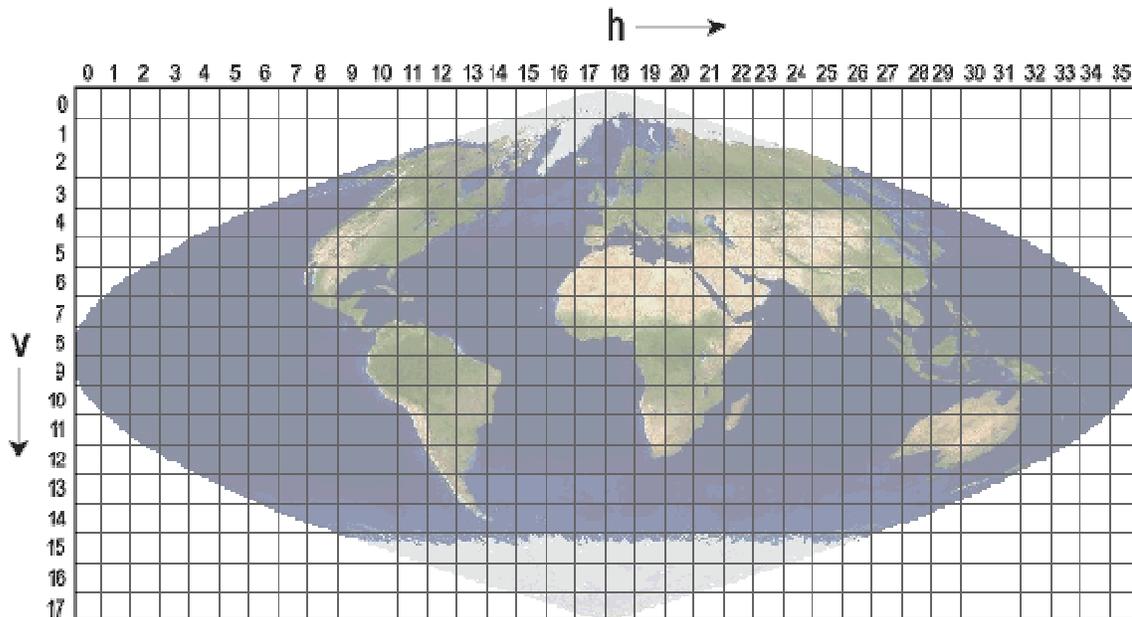


Figura 2-14 Representação da grade de *tiles* global na projeção Sinusoidal

2.9. Índices de umidade

Com base na conhecida influência do conteúdo de água líquida sobre resposta espectral da vegetação na região espectral do infravermelho de ondas curtas (1,1 a 3,2 μm), vários autores propuseram índices espectrais que exploravam as relações desta região como infravermelho próximo (Hardisky et al, 1983; Gao, 1996; Fensholt e Sandholt, 2003 e Xiao et al., 2005). A primeira proposta de índice nessa região foi a diferença normalizada das bandas 4 (0,76 a 0,9 μm) e 5 (1,55 a 1,75 μm) do sensor TM Landsat por Hardisky et al (1983), denominado Índice de Infravermelho por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Infrared Index - NDII*). Gao (1996) propôs o Índice de Umidade por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Water Index - NDWI*), gerado por diferença normalizada das bandas 2 (uma centrada em 0,858 μm) e 5 (1,24 μm) do infravermelho do sensor MODIS. Combinações de índices envolvendo outras bandas do infravermelho de ondas curtas sensor MODIS foram propostas: Fensholt e Sandholt (2003) e Xiao et al. (2005) que nomearam respectivamente de índice de stress hídrico do infravermelho de ondas curtas (*Shortwave Infrared Water Stress Index - SIWSI*) e índice de umidade da superfície terrestre (*Land Surface Water Index - LSWI*) à combinação por diferença normalizada das bandas 2 e 6 (1,64 μm) do MODIS.

Existem três possibilidades de geração de índices de umidade por combinação das bandas do infravermelho próximo e o médio aplicando o conceito da diferença normalizada no conjunto

de bandas dos sensor MODIS. As combinações envolvem a banda do infravermelho próximo centrada em 0,858 μm e as bandas do infravermelho médio ou de ondas curtas centradas em 1,24 μm , 1,64 μm e 2,13 μm (Figura 2-15). É, portanto, natural que haja alguma confusão na nomenclatura dos referidos índices e troca de termos; Jackson et al (2004) chama o NDII gerado pelo sensor Landsat de NDWI, Huete et al (2005) se refere ao LSWI como sendo a combinação com a banda 7 (2,13 μm), essa mesma combinação é denominada por Gu et al (2006) como NDWI, entre muitos outros exemplos presentes na literatura.

Com a necessidade de criar um método viável para a nomear cada uma das combinações de bandas do sensor MODIS que geram os índices de umidade e independentemente dos termos usados na literatura, neste trabalho, referências ao NDWI correspondem a combinação das bandas 2 e 5 por diferença normalizada do sensor MODIS. NDWI de Gao (1996) é, sem dúvida, a principal referência desse gênero de índices gerados pelo sensor MODIS. Gao (1996) refere que a combinação das bandas 2 e 5 do sensor MODIS como a mais recomendada pelo fato dessas duas bandas possuírem transmitância atmosférica semelhante. Sendo por isso, a combinação que menos sofre a influência dos efeitos atmosféricos sobre os valores dos índices. As combinações das bandas 6 e 7, serão denominadas LSWI_{1,64} e LSWI_{2,1} respectivamente.

Este gênero de índice tem uma alta correlação com o conteúdo de água líquida do dossel vegetal e acompanha melhor as mudanças de biomassa e estresses de umidade das plantas que o NDVI, sendo de grande utilidade para agricultura, florestas e hidrologia (Galvão et al, 2009). Os índices de umidade têm particular importância para aplicações agrícolas porque, segundo Gao (1996), a variação do NDWI independe da variação do NDVI, sendo por isso complementar e não necessariamente uma proposta de substituição.

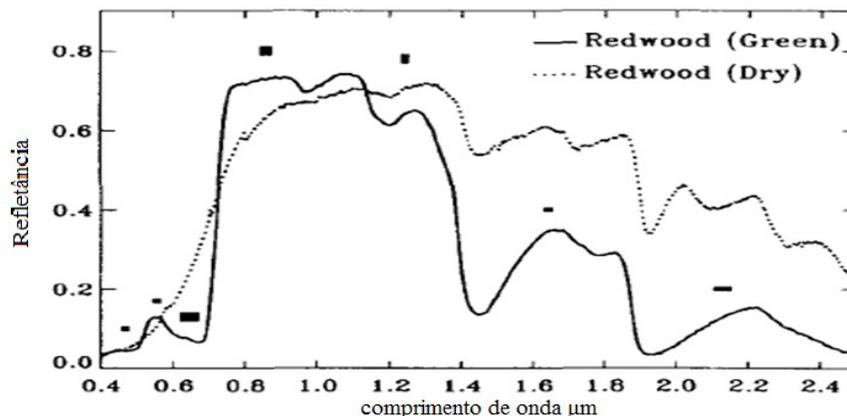


Figura 2-15 Medidas de laboratório do espectro de refletância de vegetação verde (linha contínua) e vegetação seca (linha tracejada) e Posição de 7 bandas do sensor MODIS (Adaptado de Elvidge, 1990). 24

2.10. Modelos de Estimativa de Rendimento das Culturas

Murthy (2007) definiu um modelo como sendo uma representação de um sistema, objeto ou idéia com o objetivo de auxiliar na explicação e entendimento do sistema. Especificamente no caso da agricultura, o foco principal do uso de modelos é a produção das plantas por unidade de área ocupada. O rendimento é estimado através do acompanhamento de processos e identificação dos fatores determinantes no desenvolvimento das culturas agrícolas. Pode-se definir um modelo de simulação do crescimento das culturas como uma representação simplificada dos mecanismos químicos e fisiológicos implícitos no processo de crescimento das plantas (Frére e Popóv, 1980).

Os modelos de estimativa de rendimentos têm sido amplamente aplicados na agricultura e no monitoramento de culturas agrícolas. Os modelos agrometeorológicos se baseiam no conhecimento dos efeitos do clima sobre o rendimento das culturas integrando parâmetros meteorológicos e, a partir deles se tenta reproduzir os diferentes estágios de desenvolvimento da cultura durante o seu ciclo anual (King, 1989). Esta reprodução é, portanto, feita por meio de uma expressão matemática, onde o rendimento constitui a variável dependente e um conjunto de variáveis independentes que auxiliam a sua explicação.

2.10.1. Segundo King (1989)

2.10.1.1. Modelos estatísticos

Estabelecem uma relação entre variáveis meteorológicas e os valores de rendimento da cultura por meio de regressão, geralmente a regressão linear múltipla. As variáveis meteorológicas não têm necessariamente que ter sentido agrônomo.

2.10.1.2. Modelos determinísticos

Tentam reproduzir os mecanismos básicos das plantas tão precisamente quanto possível. Requerem um conhecimento profundo dos processos fisiológicos das plantas, para além de

um grande número de parâmetros. O ajuste é controlado por coeficientes que necessitam de parametrização, sendo que esta depende das características da cultura em questão e das condições ambientais do local. Por isso esse tipo de modelos não são adequados para operação a escala regional.

2.10.1.3. Modelos semi-determinísticos

Baseado em ambas as abordagens, a estatística e determinística. Consideram os processos fisiológicos da cultura e os fatores que o influenciam, a sua relação o seu rendimento é comprovada por meio de experimentos ou por regressão linear. Distingue-se do modelo estatístico empírico pelo fato das variáveis envolvidas nos modelos de regressão ter algum sentido agrônômico. Os modelos semi-determinísticos são mais robustos que os estatísticos devido as suas suposições teóricas (Fonseca, 2004).

2.10.2. Segundo Murthy (2007)

2.10.2.1. Modelos mecanísticos

Que explicam não só as relações entre os parâmetros e a variável resposta assim como os mecanismos envolvidos no sistema. São baseados numa seleção física.

2.10.2.2. Modelos estocásticos

Nestes modelos são incluídos elementos de probabilidades na variável resposta do sistema. Para cada grupo de parâmetros de entrada são dados valores da variável resposta com as respectivas probabilidades. Agrawal (2007) explicou a aplicação deste tipo modelo através das cadeias de Markov em que são definidos estados que diferem as condições da planta para cada estágio fenológicos. Os estados são definidos com base na informação quantitativa e qualitativa disponível. A matriz de transição daria a probabilidade de um estado num dado estágio fenológico se mover para qualquer estado do estágio fenológico seguinte, e sucessivamente até o final do ciclo. O rendimento final é estimado por meio de intervalos de probabilidades.

2.10.2.3. Modelos dinâmicos

Neste caso, o tempo é incluído como variável. Variáveis dependentes e independentes com

valores que podem permanecer constantes por um período de tempo.

2.10.2.4. Modelos de simulação

São modelos computacionais, em geral, representações matemáticas do sistema do mundo real. Sendo que o principal objetivo desses modelos é estimar a produção agrícola em função das condições de tempo e solos.

2.10.2.5. Modelos descritivos

Este modelos descrevem de uma maneira mais simples o comportamento de um sistema que causa um dado fenômeno. Consiste em uma ou mais equações matemáticas. Um exemplo claro desse tipo de modelos é aplicação de graus dias (GDD- *Growing Degree Day*) para estimar o estágio fenológico da cultura, baseado em registros cumulativos de temperaturas diárias.

A lista de tipos de modelos propostos por Murthy (2007) é claramente mais detalhada em relação à do King (1989). No entanto, King (1989) parece clarificar melhor as diferenças entre os principais tipos de modelos aplicados em agrometeorologia. Neste trabalho, qualquer referência a tipos de modelos de estimativa de rendimento das culturas é relativa à abordagem de King (1989).

Modelos semi-determinísticos são, portanto, os mais usados em agrometeorologia, e expressam a relação entre elementos meteorológicos com uma influência comprovada sobre rendimento ou componentes de rendimento das culturas, por meio de técnicas estatísticas como regressão, correlação, curvas de estimativa, etc. Diversos autores desenvolveram modelos para a estimativa da rendimento das culturas baseados em variáveis agrometeorológicas, sendo alguns destes modelos apresentados de seguida.

Um modelo de estimativa de rendimento bastante utilizado é o de Doorenbos e Kassam (1979), que relaciona o déficit de evapotranspiração com o déficit da rendimento da cultura (equação 2-4).

$$\left(1 - \frac{Y_o}{Y_m}\right) = K_y \left(1 - \frac{ETr}{ETm}\right) \quad (2-4)$$

Onde: Y_o é o rendimento observado, Y_m o rendimento potencial, K_y o coeficiente de resposta da cultura, ETr a evapotranspiração real e ETm a evapotranspiração máxima. O coeficiente

de resposta é uma constante dependente da cultura e do estágio de desenvolvimento e encontram-se tabelados em Doorenbos e Kassam (1979).

Entre outros modelos muito utilizados pode-se destacar os modelos propostos por Jensen (equação 2-5), Minhas (equação 2-6) e Stewart (equação 2-7), citados por Andrade Júnior *et al* (2006), os quais relacionam as perdas relativas de umidade pela cultura e a produtividade relativa.

$$\frac{Y_o}{Y_m} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{ETr}{ETm} \right)^{\lambda} \quad (2-5)$$

$$\frac{Y_o}{Y_m} = \prod_{i=1}^n \left[1 - \left(1 - \frac{ETr}{ETm} \right)_i^2 \right]^{b_i} \quad (2-6)$$

$$\frac{Y_o}{Y_m} = 1 - \sum_{i=1}^n \beta_i \left(1 - \frac{ETr}{ETm} \right) \quad (2-7)$$

Onde λ , b e β são os coeficientes empíricos dos modelos e i representa os estágios de desenvolvimento da cultura.

Berlato (1987) modificou o modelo de Jensen, substituindo o ETm por ETo , retirando o coeficiente de cultura no modelo de estimativa de rendimento dos grãos de soja no Rio Grande do Sul. Para o mesmo Estado, há ainda que referir os modelos desenvolvidos por Matzenauer *et al* (1995) para o milho. A fragilidade de alguns modelos apresentados é a necessidade da parametrização dos seus coeficientes para cada local de interesse, o que é característica dos modelos empíricos. Esta pode ser feita por regressão linear múltipla.

Duas outras variáveis também têm sido utilizadas para estimativas de rendimento das culturas em análises espaciais, nomeadamente o ISNA e o EWBMS (*Energy and Water Balance Monitoring System*). O ISNA considera o balanço hídrico, enquanto que o EWBMS é baseado num modelo de balanço energético que estima a radiação global e a evapotranspiração relativa. Ambos modelos são correlacionados com os rendimentos relativos das culturas. Senay *et al* (2001) fez uma comparação entre os dois modelos para a região sul de África e concluiu que ambos produzem um padrão similar quando usados para estimativa de rendimento. Rojas (1994) desenvolveu um modelo de estimativa de rendimentos do milho por distrito em Moçambique que relacionava o rendimento relativo e o ISNA, expresso pela expressão (2-8):

$$Y = 6,12 \cdot ISNA^{2,31} \quad (r^2=0,70) \quad (2-8)$$

Esta relação foi estabelecida a partir de pares de rendimento do milho e ISNA das 14 principais estações meteorológicas do País do ano agrícola de 1978/79 ao de 1992/93. Mais recentemente, Mabilana (2008) determinou a relação rendimento do milho e WRSI para o distrito de Chókwè em Moçambique pela expressão:

$$Y = e^{0,102 \cdot ISNA} \quad (r^2=0,992) \quad (2-9)$$

Dentre as vantagens da utilização dos modelos de previsão de rendimento destacam-se: a economia de tempo, trabalho e recursos para o planejamento e tomada de decisão na gestão do sector agrícola (Andrade Júnior *et al*, 2006).

2.11. Modelos Agrometeorológicos-espectrais

A introdução de variáveis de natureza espectral nos modelos de previsão de rendimento das culturas tem sido ultimamente muito usada na modelagem de rendimento agrícola. Vários modelos, que integram as componentes espectrais para além da agrometeorológica, têm sido propostos para variadas culturas. No Rio Grande do Sul o modelo agrometeorológico espectral ajustado por Fontana e Berlatto (1998) para estimar rendimento da soja, foi aplicado o *Global Vegetation index* (GVI) no termo espectral. Melo (2003) apresentou, também para a cultura da soja, o modelo modificado de Jensen na componente agrometeorológica e o termo espectral foi constituído por imagens NDVI do sensor AVHRR/NOAA. Rizzi e Rudorff (2005) utilizaram imagens de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI-*Normalized Difference Vegetation Index*) geradas pelo sensor MODIS para calcular o índice de área foliar utilizado no modelo Agrometeorológico de estimativa de rendimento da soja no Rio Grande do Sul. Klering (2007) parametrizou o modelo agrometeorológico espectral para o arroz irrigado com o uso de imagens de NDVI e EVI do sensor MODIS na componente espectral. Galvão *et al.* (2009), baseado em uma imagem hiperespectral do sensor Hyperon, comparou diversos índices de vegetação com o rendimento de algumas variedades de soja, verificando que o NDVI era o índice que melhor se correlacionava com o rendimento.

A partição do termo espectral em certo número de variáveis pode ser uma boa estratégia para melhorar a correlação dos termos espectrais e o rendimento da cultura. Essa partição é

baseada no tempo e permite a criação de mais variáveis que podem ser testadas no modelo. Rojas (2007) testou três tipos de composições de NDVI, gerados pelo SPOT-*Vegetation*, para desenvolver e validar o modelo agrometeorológico espectral de estimativa do milho no Quênia. Nomeadamente: o NDVI acumulado no ciclo da cultura, o NDVI máximo e a média de 3 imagens NDVI centradas no período de NDVI máximo. E concluiu que o NDVI acumulado do início do ciclo até a floração era o termo espectral que melhor explicava o rendimento do milho.

2.12. Teoria de regressão e correlação

A parametrização ou ajuste de modelos de previsão de safras das culturas é geralmente feito recorrendo a modelos de regressão simples ou múltipla, em que se relacionam variáveis tanto agrometeorológicas como espectrais com os rendimentos médios das culturas. A esperança é de que a variabilidade anual dos rendimentos anuais das culturas agrícolas seja explicada pelas variáveis agrometeorológicas e/ou espectrais. Para tal, uma série de procedimentos e testes são necessários:

2.12.1. Correlação

É a medida da relação entre duas variáveis, é calculado pelo coeficiente de correlação de Pearson r . O coeficiente de Pearson varia no intervalo de -1 a 1, sendo os valores negativos indicadores de uma relação inversa entre as variáveis, e o módulo do coeficiente indica o grau de correlação (Tabela 2-3).

Tabela 2-3 Tabela de classificação da correlação linear

Coeficiente de correlação	Tipo de correlação
$r = -1$	Correlação negativa perfeita
$-1 < r < -0,5$	Correlação negativa forte
$-0,5 \leq r < 0$	Correlação negativa fraca
$r = 0$	Correlação nula
$0 < r < 0,5$	Correlação positiva fraca
$0,5 < r < 1$	Correlação positiva forte
$r = 1$	Correlação positiva perfeita

Coefficientes próximos ou iguais a 1 correspondem a uma relação forte entre as variáveis. Se por exemplo, pretender-se verificar a relação de duas variáveis x e y , o seu coeficiente de

correlação de Pearson (r_{xy}) é calculado por:

$$r_{xy} = \frac{Cov(xy)}{\sigma_x \cdot \sigma_y} = \frac{\sum (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum (x_i - \bar{x})^2) \cdot (\sum (y_i - \bar{y})^2)}} \quad (2-10)$$

Onde $Cov(xy)$ é a covariância de ambas variáveis e σ_x e σ_y os desvios padrão das variáveis x e y respectivamente. Uma verificação da relação entre as variáveis é feito através do teste t de *student* para proporções (ρ), e consiste em testar a hipótese desta ser igual a zero.

Hipótese nula: $H_0: \rho = 0$

Hipótese alternativa: $H_1: \rho \neq 0$

O valor o T calculado é dado pela equação (2-11) e é dependente do valor calculado e do número de observações (n) da amostra. A significância da correlação é testada através da comparação do T calculado e o T crítico encontrado na tabela de distribuição t que dependem do tamanho da amostra e nível de significância.

$$T_{calc} = r \cdot \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}} \quad (2-11)$$

A correlação entre as variáveis é considerada não significativa quando se aceita a hipótese nula sendo o T calculado menor que o T crítico. Do contrário, quando a hipótese nula é rejeitada, a correlação é considerada significativa.

Como análise de correlação diz respeito a relação entre pares de variáveis, quando se pretende analisar mais do que uma variável, é comum se usar uma matriz de correlação, que apresenta o coeficiente de correlação por cada combinação de pares de variáveis (Tabela 2-4).

Tabela 2-4 Representação da matriz de correlação

	x	y	(\dots)	z
x	1			
y	r_{xy}	1		
(\dots)	$r_{x\dots}$	$r_{y\dots}$	1	
z	r_{xz}	r_{yz}	$r_{\dots y}$	1

2.12.2. Regressão linear simples

O modelo de regressão linear simples pressupõe a existência de uma relação de dependência entre duas variáveis, sendo uma variável independente (x) e a segunda a variável

dependente (y). A fórmula geral para o estabelecimento de uma equação de regressão linear é dada nas equações 2-12 e 2-13 para população e amostra, respectivamente.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2-12)$$

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x \quad (2-13)$$

Onde b_0 e β_0 são os coeficientes lineares, b_1 e β_1 são os coeficientes angulares das retas de regressão e ε é o erro aleatório. Os parâmetros amostrais (b_0 e b_1) são estimados.

Assume-se que as observações da variável dependente (y_i) sejam aleatórias em relação à população e que o ε se comporte como uma variável aleatória (Rawlings et al, 1998).

O método que minimiza os erros aleatórios permite a estimativa dos parâmetros a e b através das fórmulas (2-14) e (2-15).

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \cdot \bar{x} \quad (2-14)$$

$$b_1 = \frac{\sum (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (2-15)$$

Após a parametrização do modelo de regressão linear simples, é necessário que se tenha uma ideia de até que ponto a variável independente (x) consegue explicar a variação da variável dependente (y). Para esse efeito, uma medida usada é o coeficiente de determinação (r^2), que se caracteriza como a proporção da variação de y explicada como causada por x (2-16).

$$r^2 = \frac{\sigma_{\hat{y}}^2}{\sigma_y^2} = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} = \frac{\text{Variação explicada}}{\text{Variação Total}} \quad (2-16)$$

a variação total é deduzida em:

$$\sigma_y^2 = \sigma_{\hat{y}}^2 + \sigma_e^2 \quad (2-17)$$

Onde σ_e^2 é a variação não explicada pelo modelo de regressão linear. O coeficiente de determinação constitui o quadrado do coeficiente de correlação e pode também ser determinado do mesmo modo.

A verificação do modelo de regressão simples é feita pelo teste F de Fisher. Onde:

Hipótese nula: $H_0: r^2 = 0$

Hipótese alternativa: $H_1: r^2 \neq 0$

O F é calculado por (2-18), onde k_1 e k_2 são os intervalos de confiança determinados pelo número da amostra (n) e número de parâmetros a estimar (m) nas equações (2-19) e (2-20).

$$F_{calc} = \frac{\sigma_{\hat{y}}^2 \cdot k_2}{\sigma_e^2 \cdot k_1} = \frac{r^2 \cdot k_2}{(1-r^2) \cdot k_1} \quad (2-18)$$

$$k_1 = m - 1 \quad (2-19)$$

$$k_2 = n - m \quad (2-20)$$

O valor do F crítico é tabelado e definido pelo nível de significância (α) e pelos dois intervalos de confiança (k_1 e k_2). O modelo de regressão é considerado não significativo quando o F calculado é menor que o F crítico, sendo a hipótese nula aceita. Ao contrário, rejeita-se a hipótese nula e o modelo de regressão significativo. A verificação e interpretação do desempenho do modelo de regressão é usualmente apresentada na forma de tabela, a tabela de análise de variância (ANOVA- *ANALYSIS OF VARIANCE*). É através dela que se discrimina as fontes de variação do modelo, seus intervalos de confiança (df) e a significância (P) pelo teste de Fisher (Tabela 2-5).

Tabela 2-5 Representação da tabela de ANOVA para a regressão linear

	Soma dos quadrados	DF	Média dos quadrados	F Calc.	P
Regressão	$SQ(reg) = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{n}$	$k_1 = m - 1$	$QM(reg) = \frac{SQ(reg)}{k_1}$	$\frac{QM(reg)}{QMR}$	$P \leq \alpha^*$ $P > \alpha^{ns}$
Resíduo	$SQR = \frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}$	$k_2 = n - m$	$QMR = \frac{SQR}{k_2}$		
Total	$SQT = \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n}$	$n - 1$			

* significativo a α ^{ns} não significativo a α

2.12.3. Regressão Linear Múltipla

Nos modelos de regressão linear simples, se estuda a relação de dependência de apenas um par de variáveis, quando se pretende explicar a variação de uma dada variável dependente através de uma ou mais variáveis independentes usa-se a regressão linear múltipla, cuja a formulação geral para população e amostra é dada respectivamente por:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (2-21)$$

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_n x_n \quad (2-22)$$

Onde b_0 e β_0 são os coeficientes lineares, $b_1 \dots b_n$ e $\beta_1 \dots \beta_n$ são os coeficientes das variáveis independentes das n variáveis analisadas, ε é o erro aleatório. A estimativa dos parâmetros nas expressões matemáticas dos modelos, coeficientes de correlação e a construção da tabela de ANOVA é feita de forma semelhante à regressão linear simples.

A parametrização dos modelos de estimativa de rendimentos de culturas é usualmente feita por meio da regressão linear múltipla, onde um conjunto de variáveis é usado para explicar as variações nos rendimentos das culturas. Uma expressão matemática do modelo de estimativa de rendimentos que inclua por regressão linear múltipla tantas variáveis quanto possível, seria pouco prática. Por se saber que existem fatores diferenciados sobre o rendimento das culturas, uma metodologia que limitasse a inclusão de variáveis sobre o modelo de regressão linear múltipla seria ideal. Assim, apenas seriam integradas variáveis com comprovada capacidade de explicar as variações dos rendimentos das culturas. Métodos de seleção de variáveis são ideais para a construção de uma expressão matemática a partir de modelos de regressão linear usando um número limitado de variáveis. A seleção de variáveis é usada para identificar um conjunto limitado de variáveis, por adição ou remoção seqüencial, que tenham maior impacto na redução da soma dos quadrados do erro (σ_e^2) (Rawlings et al, 1998). Essa redução tem efeito direto no aumento da porção de variação explicada pelo modelo (σ_y^2) e conseqüente aumento do coeficiente de determinação (r^2). Rawlings et al (1998) apresenta o método de seleção de variáveis por *stepwise*, com duas variantes seqüenciais: seleção avançada (*Forward selection*) e eliminação retrógrada (*backward elimination*). A *Forward selection* inicia a seleção escolhendo primeiramente a variável independente que permite explicar maior quantidade de variação da variável dependente. As variáveis seguintes são adicionadas no modelo sucessivamente na ordem em que estas permitirem a maior redução na soma dos quadrados do erro (σ_e^2). O processo inverso acontece no método *backward elimination*, que parte de um modelo que inclui todas as variáveis arroladas eliminando

seqüencialmente as variáveis que reduzam o máximo a variação não explicada pelo modelo.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

A área de estudo compreende quatro distritos da Província central de Manica, nomeadamente: Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga (Figura 3-1), localizados entre as latitudes 18° 22' 26,4'' e 20° 39' 28,8'' Sul e Longitudes 32° 29' 6'' e 34° 2' 2,4'' Leste, com uma superfície total de 22.423 km², e uma população total de 810.000 habitantes².

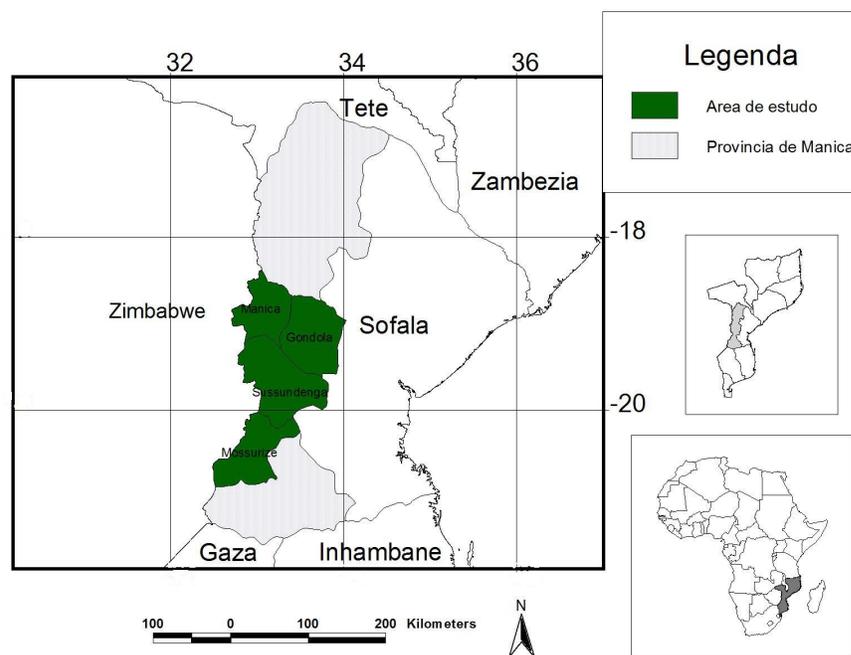


Figura 3-1 Localização da área de estudo

O critério para a determinação da área de estudo foi baseado na produção de milho relativa a província de Manica (Figura 3-2). Cada um dos distritos possui uma média da produção anual do milho superior a 20.000 toneladas no período de análise. Os distritos envolvidos na área de estudo, de acordo com as estatísticas oficiais, foram responsáveis, em média, por mais de 80 % da produção de milho dos últimos dez anos (2000-2009) na província de Manica.

² De acordo com os dados do 3º Censo Geral da População e Habitação de 2007 (www.ine.gov.mz)

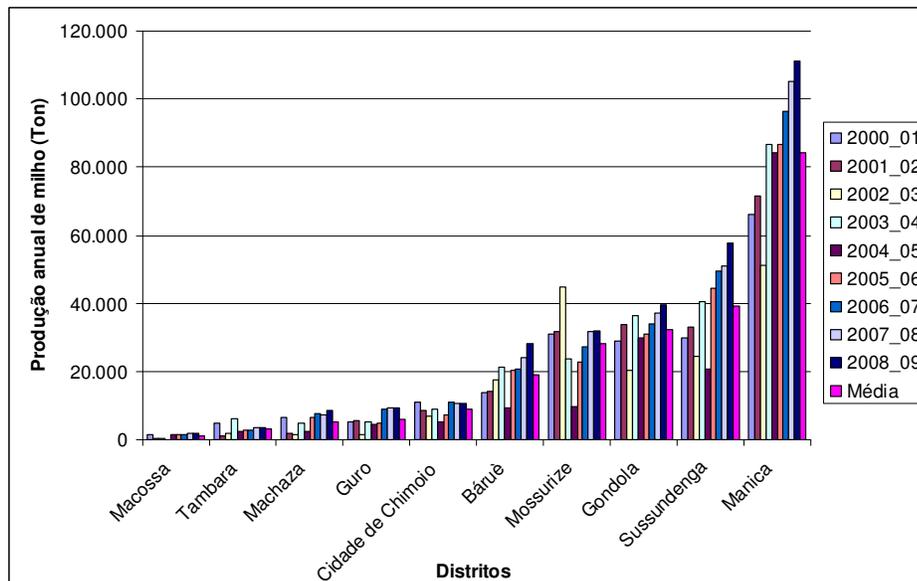


Figura 3-2 Produção anual dos distritos da Província de Manica

A área de estudo encontra-se sobre duas regiões agroecológicas (Figura 2-3), nomeadamente a região central de média altitude (R4) e de alta altitude de Manica (R10), com características edafoclimáticas potenciais para produção de milho. A região é dominada pela região quatro, que inclui áreas com altitude entre 200 e 1000 m nas províncias de Manica e Sofala, precipitação pluvial média anual entre 100 a 1200 mm. A região dez compreende as áreas com altitude acima de 1000 m e envolve as regiões de Manica e Espungaberra. De acordo com o Walker et al (2006), estas duas regiões agroecológicas, somadas à região seis, são as regiões mais dinâmicas do País em termos de produção de milho e por isso com destaque na procura de novas variedades pelo programa do milho.

O clima predominante é o tropical de savana (classificação de Köppen - Aw), caracterizado por apresentar duas estações climáticas distintas em termos de disponibilidade de umidade. Uma estação quente e chuvosa e outra fresca e seca, que se encontram respectivamente nos períodos de outubro a março e abril a setembro.

3.2. Conjunto de dados

3.2.1. Dados Meteorológicos

Os dados meteorológicos compreendem as estimativas de precipitação pluvial e evapotranspiração de referência (Penmann-Monteith) do Centro Europeu de Previsão do

Tempo em Médio Prazo (ECMWF-*European Centre for Medium-range Weather Forecast*). Fornecidos num base decencial em formato *shapefile* composto por pontos com distâncias constantes de 0,25° de latitude e longitude. As estimativas de elementos meteorológicos se encontram disponíveis para *download* gratuito no *website* da MARS unit (<http://mars.jrc.ec.europa.eu/mars/About-us/FOODSEC/Data-Distribution>).

Os dados de estimativas de elementos meteorológicos foram interpolados pelo método de inverso do Quadrado da Distância (IQD) e recortados sobre a área de estudo por meio do software ARCGIS 9.3, sendo de seguida extraídos os valores médios por distrito na área de estudo.

O dado vetorial da divisão político administrativa de Moçambique, gerado pelo Centro Nacional de Cartografia e Teledeteção de Moçambique (CENACARTA), está disponível gratuitamente no *website* www.cenacarta.com.

3.2.2. Imagens MODIS

A área de estudo está compreendida entre dois *tiles* dos produtos MODIS, nomeadamente os *h21v10* e *h21v11*. Foi efetuado um mosaico de ambos *tiles*, com o auxílio do software ENVI 4.5 seguido de um recorte sobre a área de estudo. Fez-se a extração dos valores médios dos índices espectrais por cada distrito em todas as composições de 16 dias.

O conjunto de dados espectrais testados para o ajuste do modelo foram: o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o Índice de Vegetação Realçado (EVI) e o Índice de Umidade da Superfície Terrestre (LSWI- *Land Surface Water Index*). O NDVI e o EVI foram obtidos a partir do produto MOD13Q1 do sensor MODIS, composto por composições de 16 dias de índice de vegetação com 250 metros de resolução espacial.

O produto MOD13 contém também quatro bandas de fator de refletância de superfície correspondentes respectivamente a região do azul (0,459-0,479 μm), vermelho (0,62-0,67 μm) infravermelho próximo (0,841-0,876 μm) e infravermelho médio (2,105-2,155 μm). As bandas do infravermelho próximo e médio foram usadas para o cálculo do LSWI a partir da expressão:

$$LSWI_{2,1} = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{IVM}}{\rho_{IVP} + \rho_{IVM}} \quad (3-1)$$

3.2.3. Dados de Rendimento de milho

Os dados de rendimento do milho produzido no setor familiar por distrito foram fornecidos pelo Ministério da Agricultura de Moçambique, através do Sistema Nacional de Aviso Prévio e inclui, além do rendimento médio do milho, a produção anual por distrito.

O DNSA/MINAG (sem ano) descreve o processo de obtenção de estatísticas agrícolas das principais culturas alimentares do país: milho, mapira ou sorgo (*Sorghum bicolor* ou *S. vulgare*), meixoeira ou milheto (*Pennisetum glaucum*), arroz, feijões, amendoim e mandioca. Dados de rendimento, produção e área cultivada das principais culturas agrícolas são gerados com base em inquéritos agrícolas efetuados a agregados familiares identificados por amostragem probabilística em cada um dos distritos. Os dados são assim extrapolados para o distrito por combinação com os dados de Censos de População e Habitação onde são retirados variáveis como: tamanho médio da família, percentual população economicamente ativa, padrão de distribuição de culturas agrícolas, entre outros.

3.3. Remoção da tendência dos dados de rendimento

Foi removida a tendência tecnológica dos rendimentos médios do milho por distrito ao longo do tempo por meio de uma regressão linear simples (equação 3-2) e corrigido através da equação 3-3.

$$Y_i = a + bx_i \quad (3-2)$$

$$Y_{ci} = Y_i - bx_i \quad (3-3)$$

Onde Y_i o rendimento médio original de um dado ano, x_i a seqüência de anos na série analisada, a e b coeficientes linear e angular da regressão respectivamente e Y_{ci} o rendimento médio com a tendência removida.

Com o rendimento médio corrigido, o rendimento relativo foi calculado por normalização dos rendimentos obtidos pelo rendimento máximo verificado na série de anos analisados em cada um dos distritos.

O rendimento médio com a tendência removida e o relativo foram as variáveis dependentes usadas para o ajuste dos modelos de estimativa de rendimentos.

3.4. Modelo de estimativa do início do ciclo

Na indisponibilidade de dados sobre o calendário agrícola nos anos de análise, que poderiam auxiliar na definição do período de semadura e ciclos do milho. Foi definido um critério para determinar a data de semeadura de modo a efetuar as simulações do modelo do balanço hídrico das culturas. Foi considerado o decêndio de semeadura aquele que com registro de precipitação pluvial superior a 25 mm seguido de dois decêndios com precipitação pluvial total superior a 20 mm. Foi também definido um ciclo fixo com duração de 130 dias, que compreendiam 13 decêndios dos dados meteorológicos e 9 composições de 16 dias de índices de vegetação. Assumiu-se um ciclo com 20 dias no estágio inicial, 40 no desenvolvimento, 40 na cobertura máxima e 30 na maturação. O modelo de estimativa do início do ciclo foi implementado com base nas estimativas decendiais de precipitação pluvial.

3.5. Modelo do Balanço hídrico

Os valores médios das estimativas de Precipitação pluvial e Evapotranspiração de referência (ET_o Penmann Montheith) decendial foram usados na implementação do modelo do balanço hídrico (método de Thornthwaite e Mather, 1955) onde foram calculados: a evapotranspiração relativa (ET_r/ET_m) e o Índice de Satisfação das Necessidades de Água (ISNA) por decêndio ao longo do ciclo do milho em cada um dos distritos por ano agrícola. O cálculo do ET_r/ET_m e o ISNA decendial foi feito pelo resultado do fluxo de massa de água na zona radicular do solo.

O ISNA é um indicador do desempenho de uma dada cultura baseado na disponibilidade de água, sendo que quanto maior for o valor do índice, menor o déficit hídrico da cultura (FEWS NET, 2007). É calculado por (equação 3-4):

$$ISNA_i = \frac{\sum_{i=1}^{13} ET_r_i}{\sum_{i=1}^{13} ET_m_i} \cdot 100 \quad (3-4)$$

Onde i é o índice do decêndio após o início do ciclo, ET_r é a Evapotranspiração real, ET_m é a evapotranspiração máxima da cultura, determinada a partir do produto entre evapotranspiração de referência (ET_o) e a constante de cultura (K_c), correspondendo ao total da necessidades de água da cultura (equação 3-5).

$$ET_m_i = ET_o_i \cdot K_c \quad (3-5)$$

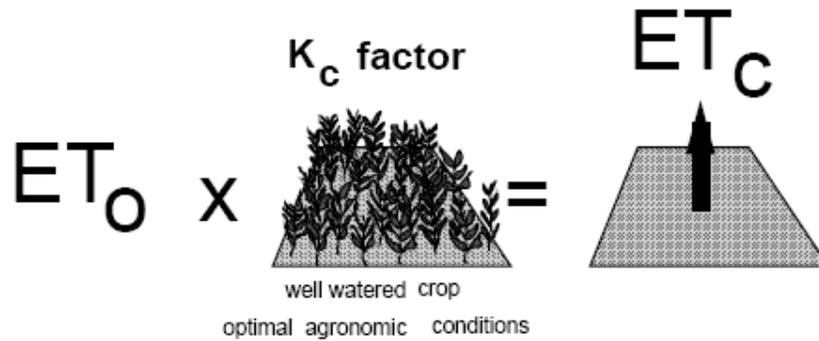


Figura 3-3 ilustração do cálculo das Necessidades de água da cultura (Fonte: Allen et al (1998))

A constante de cultura (K_c) é um parâmetro obtido experimentalmente, varia com a cultura e seu estágio de desenvolvimento, representa relação entre evapotranspiração de referência (ET_o) e a evapotranspiração de cultura (ET_c) a condições ótimas e que produza rendimentos ótimos (Figura 3-3). Os valores tabelados K_c da maioria das culturas para cada estágio fenológico (Doorenbos e Pruitt, 1976). Baseado nessa tabela considerou-se para a cultura do milho K_c de 1,1 e 0,6 respectivamente para os estágios da cobertura máxima (3) e maturação (4). Assumiu-se K_c inicial de 0,3. A partir destes valores construiu-se a curva de K_c para todo o ciclo vegetativo e se determinou o K_c para cada decêndio.

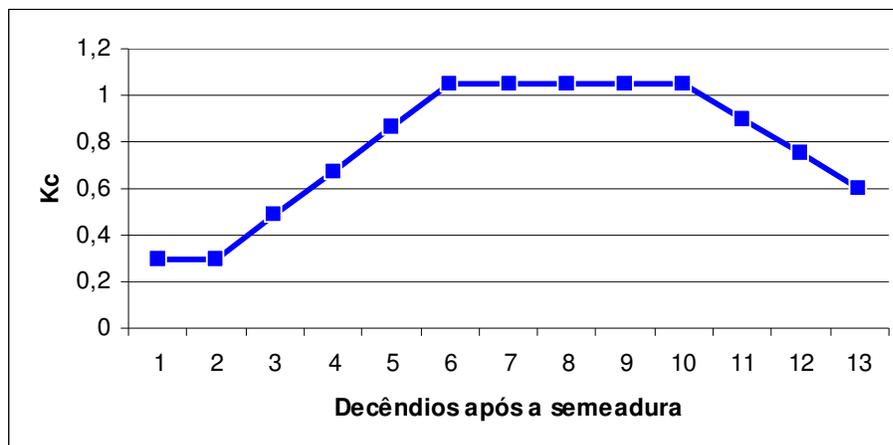


Figura 3-4 curva de K_c do milho (adaptado de Doorenbos e Pruitt, 1976)

A ET_r corresponde á quantidade de água que a planta realmente consumiu em condições reais de disponibilidade de água. Situações em que há plena satisfação das necessidades hídricas da cultura ao longo do seu ciclo, a ET_r é igual ao ET_m . Do contrário, a ET_r é inferior a ET_m e pode ser estimada a partir do déficit hídrico, resultado da não satisfação das necessidades de água da cultura (ET_m) (equação 3-6).

$$ETr_i = P_i - (ARM_i - ARM_{i-1}) \quad (3-6)$$

Onde P_i é a precipitação Pluvial no decêndio i e ARM a quantidade de água armazenada no solo num dado período, $(ARM_i - ARM_{i-1})$ corresponde a alteração na quantidade de água armazenada no solo entre o decêndio atual e o imediatamente anterior. No caso em que o decêndio em questão é o primeiro e assumindo que no início o solo na sua capacidade de campo (CC), o ARM_{i-1} é igual a Capacidade de Água Disponível (CAD). A CAD corresponde diferença entre a capacidade de campo (CC) e ponto de emurchamento permanente (PEP) (Frére e Popov, 1980).

Quando a diferença $P-ETm$ é negativa o armazenamento no decêndio é dado por:

$$ARM_i = CAD \cdot e^{\left(\frac{NEG}{CAD}\right)} \quad (3-7)$$

Onde Neg é a Negativa acumulada, representando a deficiência hídrica acumulada:

$$NEG = \sum_{i=1}^n (P - ETm)_i \quad (3-8)$$

Quando $P-ETm$ é positivo o resultado da diferença é adicionado ao ARM até o armazenamento do solo atingir a CAD . A quantidade de água acima da CAD é considerada excedente hídrico não sendo contemplado no sistema.

O modelo do balanço hídrico foi implementado em uma planilha de cálculo de Excel, e a partir desta foram calculados o ETr/ETm e o $ISNA$ por decêndio em cada um dos distritos.

3.6. Máscara de cultivo

Para efetivar o ajuste do modelo agrometeorológico espectral, e de modo que o conjunto de variáveis testadas refletisse o melhor possível as variações anuais de rendimento da cultura, foi feito o mapeamento das áreas agrícolas, cujo resultado foi denominado máscara de cultivo.

O objetivo da máscara foi remover os efeitos de alvos não agrícolas na área de estudo sobre os valores médios dos índices de vegetação extraídos da área de estudo.

A técnica de mapeamento de áreas agrícolas proposta foi feita uma análise dos perfis temporais de índices de vegetação, identificando as datas em que a diferença de índice de vegetação das imagens pode ser usado para identificação das áreas agrícolas.

3.6.1. Perfis temporais de NDVI

Foi gerada a série temporal NDVI de 2000 a 2009 sobre a área de estudo. Após, foi feita a extração dos valores médios considerando a área total de cada distrito em todas as composições de 16 dias da série disponível. A partir dos valores médios, foi construído o perfil temporal do NDVI em cada um dos distritos para todo período de análise.

A identificação de áreas agrícolas foi feita utilizando o valor da diferença de valores de NDVI entre o início do ciclo do milho na principal época de produção e o máximo verificado dentro do ciclo do milho de 130 dias após a semeadura em cada ano agrícola. Foram consideradas prováveis áreas agrícolas as que apresentaram diferença de NDVI, entre estes dois períodos, superior ao determinado limiar. O limiar utilizado para corte (definição dos pixels que provavelmente sejam áreas agrícolas em cada imagem) correspondeu à diferença observada entre os valores de NDVI destes dois períodos obtida sobre o perfil médio de toda a região do distrito. O critério foi definido tendo em consideração que os alvos agrícolas, pela sua dinâmica temporal, deverão apresentar uma variação temporal maior nos valores de índices de vegetação durante o ciclo vegetativo em relação a outros alvos naturais, o que é resultado das mudanças fenológicas.

3.6.2. Implementação da máscara de cultivo

Foram geradas imagens binárias (equação 3-9), onde os *pixels* com valor zero (0) correspondem aos locais que apresentam variação de NDVI inferior ao limiar (L) e um (1) aos locais com variação superior ao limiar definido por cada ano agrícola e por distrito da área de estudo.

Fez-se, então, o somatório (equação 3-10) das imagens binárias resultantes das diferenças de NDVI nos nove (9) anos agrícolas em estudo por distrito. A imagem (M) resultante apresenta *pixels* com valores no intervalo de zero (0) a nove (9). Os *pixels* com valor zero (0), correspondem às áreas que não apresentam variação de NDVI superior ao limiar em todos os anos agrícolas em estudo. Os *pixels* com valores entre um (1) e nove (9) correspondem aos locais em que se verificaram variações de NDVI superiores ao limiar entre um e nove anos respectivamente.

$$D_i \begin{cases} 1 & \text{se } NDVI_{\max} - NDVI_{\min} > L \\ 0 & \text{se } NDVI_{\max} - NDVI_{\min} \leq L \end{cases} \quad (3-9)$$

$$M = \sum_{i=1}^9 D_i \quad (3-10)$$

Onde M é a imagem da máscara final de cultivo. D_i a imagem binária obtida da diferença de NDVI máximo ($NDVI_{\max}$) e NDVI mínimo ($NDVI_{\min}$) ao longo do ciclo do milho em cada ano de análise (i) e L o limiar de corte.

Na imagem M , *pixels* com valor nove (9), correspondem aos locais que apresentam variação de NDVI superior ao limiar em todos os anos de estudo, sendo por isso prováveis áreas agrícolas. A restrição colocada visou a identificação de locais com variações anuais superiores ao limiar em todos os anos de análise, que por isso seriam possivelmente áreas agrícolas consolidadas. *Pixels* com valor nove (9) correspondem ao maior nível de restrição de áreas com variação de NDVI, reduzindo sucessivamente com a redução do valor do *pixel*. Foram calculadas as áreas correspondentes aos diferentes níveis de restrição e, por sua vez, comparadas com as áreas plantadas do milho divulgadas pelas estatísticas agrícolas oficiais. O nível de restrição que apresentou áreas mais próximas às estatísticas agrícolas correspondeu à máscara final de cultivo por distrito.

3.7. Ajuste do Modelo Agrometeorológico-espectral

Foram extraídos, a partir da máscara de áreas agrícolas, os valores médios dos índices espectrais nos períodos de desenvolvimento do milho, definido pelo modelo de início de ciclo. Os valores de médios foram organizados no pacote de análises estatísticas SPSS 13 por ano agrícola em cada um dos distritos da área de estudo e, em seguida, incluídos como variáveis espectrais de entrada no ajuste do modelo. Os dados provenientes do cálculo do ISNA e da razão evapotranspiração real e máxima (ET_r/ET_m) decendiais foram igualmente incluídos no ajuste do modelo como o conjunto de variáveis agrometeorológicas.

Foram feitas análises de correlação envolvendo o conjunto de variáveis agrometeorológicas e espectrais e os rendimentos médios do milho por ano agrícola divulgados pelos órgãos oficiais em cada um dos distritos da área de estudo, de modo a identificar as variáveis que melhor

se relacionam com o rendimento médio do milho na região. O resultado da análise de correlação foi a matriz de correlação em que se encontram os coeficientes de correlação bivariada de todas as combinações de pares de variáveis. Apenas foi analisada a relação dos rendimentos médios com cada uma das restantes variáveis introduzidas na matriz. Foi também verificada a significância da correlação a dois níveis de probabilidade, nomeadamente 5% e 1%.

Em seguida, as variáveis foram inseridas em um modelo de regressão linear múltipla, no mesmo pacote estatístico, e relacionados com os rendimentos médios do milho. O objetivo final foi obter uma expressão matemática de um modelo “híbrido” que incluísse variáveis agrometeorológicas e espectrais que explicassem as variações interanuais dos rendimentos do milho sobre a área de estudo. Portanto, as expressões dos modelos deveriam conter sobre as variáveis independentes dois termos (equação 3-11) : um termo proveniente do conjunto de variáveis agrometeorológicas (T_{agr}) e outro termo espectral proveniente dos índices espectrais (T_{esp}).

$$Y = aT_{agr} + bT_{esp} + c \quad (3-11)$$

A identificação das combinações de variáveis de ambos grupos que melhor explicam as variações de rendimentos (Y) foi feita usando o método *stepwise*. O método de regressão por *stepwise* seleciona o conjunto de expressões de modelos com “boa” relação com a variável dependente da regressão, adicionando ou removendo as variáveis que providenciam maior impacto sobre a soma dos quadrados do resíduo (Rawlings *et al*, 1998).

A avaliação das expressões dos modelos foi feita através dos seus coeficientes de regressão (r) e de determinação ajustado (r^2), utilizando um nível de significância de 95 % de probabilidade. Foi também verificada a significância das constantes a , b e c pelo teste t sobre as expressões dos modelos.

Outra avaliação efetuada foi cálculo da raiz do erro médio quadrático (RMSE- *Root Mean Square Error*) entre as estimativas de rendimento do modelo e os rendimentos observados. O RMSE é uma medida de erro total de um dado modelo definida pela raiz quadrada da soma das variâncias (equação 3-11). Esta medida assume que o maior erro na estimativa do rendimento tenha maior peso proporcional que os erros menores (Rojas, 2007).

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^N (Y - \hat{Y})^2}{N} \right)} \quad (3-12)$$

No qual Y é o rendimento médio observado, \hat{Y} o rendimento médio estimado pela expressão matemática do modelo e o N o número da amostra usada no ajuste. O desempenho dos modelos são tanto menores quanto maiores forem os seus respectivos RMSE's calculados.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Remoção da tendência dos dados de rendimento

A Figura 4-1 apresenta a evolução temporal dos rendimentos médios em cada um dos distritos na série de anos agrícolas em estudo. Foram verificadas tendências temporais (mudanças ao longo do tempo) nos rendimentos médios de milho em todos os distritos que compõem a área de estudo. Todos os distritos a exceção do distrito de Mossurize apresentaram tendências temporais crescentes.

Removidas as tendências temporais dos rendimentos médios (equações 3-2 e 3-3), verificou-se mudança na amplitude dos valores absolutos e alterações na variabilidade. A remoção da tendência temporal poderá influenciar o ajuste do modelo, melhorando o desempenho dos mesmos.

É de consenso na literatura que a retirada da tendência temporal sobre os registros médios de rendimento das culturas é um passo preliminar em modelagem agrometeorológica do rendimento das culturas por regressão linear múltipla. Isto porque o método de regressão assume que é a variabilidade das condições meteorológicas que explicam as variações anuais dos rendimentos das culturas. Gomme (2001) afirmou que a tendência temporal dos rendimentos deverá ser removida por esta não depender das condições do tempo. Uma tendência temporal positiva dos rendimentos está relacionada com melhorias tecnológicas no processo produtivo.

A Tabela 4-1 apresenta o resumo das estatísticas do rendimento do milho para cada distrito no período de análise e as variações entre os rendimentos original e estimados pela equação de regressão definida pela equação 3-3. Não foram verificadas alterações significativas nos valores das estatísticas dos rendimentos, quando a tendência temporal foi removida.

Tabela 4-1 Estatística descritiva dos rendimentos médios por distritos com e sem tendência temporal

Distrito	Rend original (ton/ha)				Rend corrigido (Ton/ha)				Incremento anual (kg/ha)
	max	min	Média	desvio padrão	max	min	média	desvio padrão	
Gondola	1,30	0,90	1,17	0,14	1,18	0,81	1,02	0,11	29,00
Manica	1,50	1,00	1,26	0,13	1,42	0,94	1,16	0,12	20,00
Mossurize	1,35	0,60	0,85	0,23	1,49	0,88	1,09	0,19	-47,30
Sussundenga	1,50	0,72	1,25	0,29	1,17	0,43	0,96	0,24	57,70

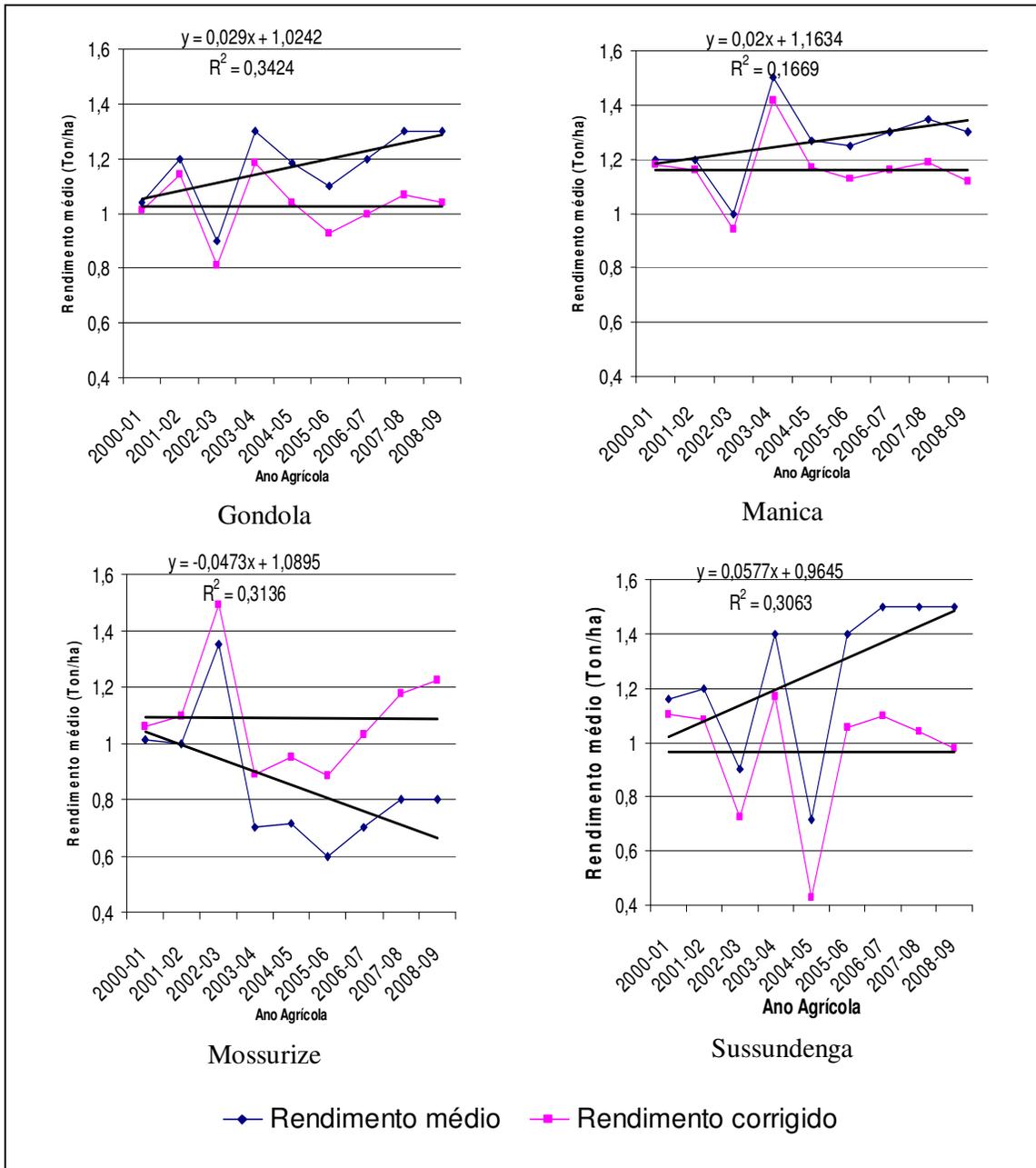


Figura 4-1 Evolução do rendimento médio do milho e o rendimento corrigido nos distritos de Gondola Manica, Mossurize e Sussundenga suas respectivas equações de regressão linear do rendimento médio ao longo dos anos.

4.2. Cálculo do rendimento relativo

Uma expressão matemática determinada a partir do ajuste de um modelo por regressão linear e usando dados absolutos de rendimentos das culturas tem a desvantagem de apenas apresentar um bom desempenho para o intervalo de valores introduzidos. Essa aplicação limita a estimativa de rendimentos fora da amplitude de valores a que o modelo foi ajustado. Espera-se que esse efeito seja atenuado se a variável rendimento for normalizada em relação ao rendimento máximo verificado na série de anos. O rendimento relativo foi calculado tendo em conta o máximo valor dos rendimentos com a tendência removida. O rendimento relativo do milho por distrito foi também testado no ajuste, paralelamente aos rendimentos corrigidos. Pela Figura 9 verifica-se que o máximo rendimento foi observado no ano 2003-04 em todos os distritos com a exceção de Mossurize onde o máximo rendimento é observado no ano 2002-03. Note-se que o distrito de Mossurize também apresentou uma tendência temporal decrescente com variação anual de rendimentos negativa. As diferenças no comportamento dos rendimentos médios do milho nos distritos de Mossurize em relação aos restantes poderão levar a suposição da existência de diferentes fatores sobre o rendimento do milho.

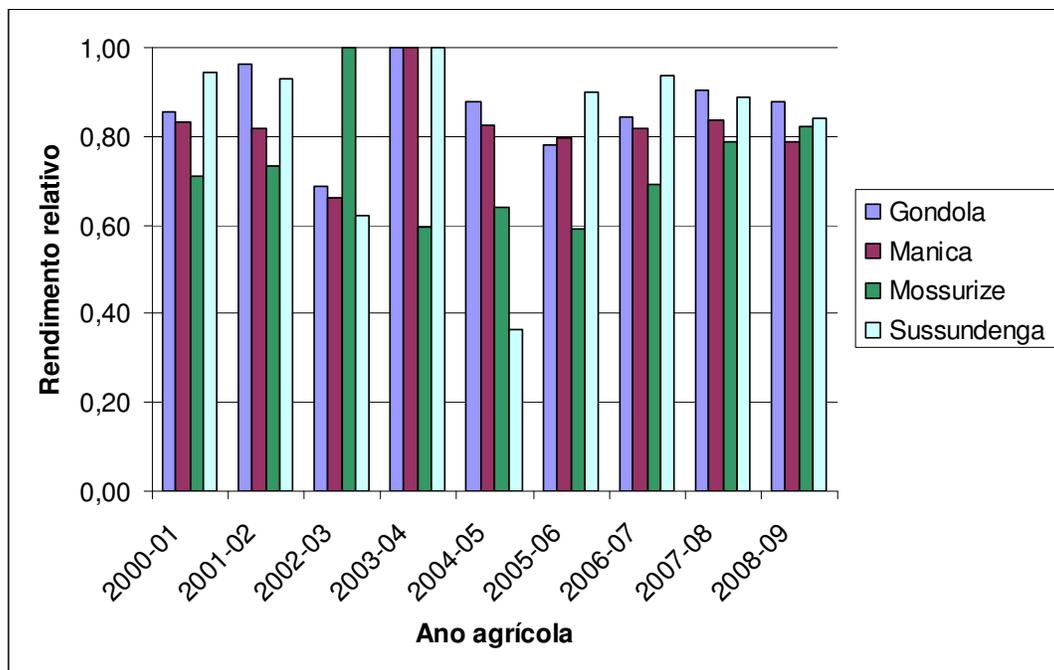


Figura 4-2 Rendimento relativo do milho por ano agrícola e por distrito

4.3. Estimativas de elementos meteorológicos

As médias mensais dos 10 anos analisados (2000 a 2009) de estimativas de precipitação pluvial (P) e Evapotranspiração de referência (ET_o - Penmann Montheith) do modelo ECMWF por distrito são apresentados na Figura 4-3. A principal época de plantio do milho encontra-se no período quente e chuvoso compreendido entre os meses de setembro e março. Tendo em consideração a continuidade temporal desse período que as médias mensais dos elementos meteorológicos são organizados e apresentados na Figura 4-3.

Os totais mensais de ambos elementos meteorológicos apresentam uma variação anual semelhante e característica do clima predominante na região. Os picos de precipitação pluvial ocorrem entre os meses de outubro e março, que coincidem com o período de crescimento das culturas, quando a quantidade de precipitação pluvial supera a metade da evapotranspiração ($P > ET_o/2$). O período médio de crescimento das culturas varia entre quatro a seis meses nos distritos envolvidos, indicando a existência de períodos bem definidos em termos de disponibilidade de água das chuvas para a agricultura na região.

4.4. Modelo de estimativa do início do ciclo

Os decêndios de semeadura, definidos pelo modelo estimativa de início de ciclo do milho, em Moçambique são baseados em critérios de precipitação pluvial. De modo geral, os períodos de semeadura definidos desta forma se encontram entre os meses de outubro e dezembro. Este intervalo de meses coincide com os resultados obtidos por Cumba (2001), que determinou data média de semeadura do milho usando séries de precipitação pluvial decenal de 28 a 29 anos na província de Manica. O critério para definição da data de semeadura usado pelo mesmo autor foi o decêndio que apresentasse precipitação superior a 20 mm. Este critério de definição tem a validade na medida que simula estratégias de semeadura comum dos agricultores do setor familiar para culturas não irrigadas, que se resume essencialmente é efetuar a semeadura após o início da época chuvosa (Mabilana, 2008).

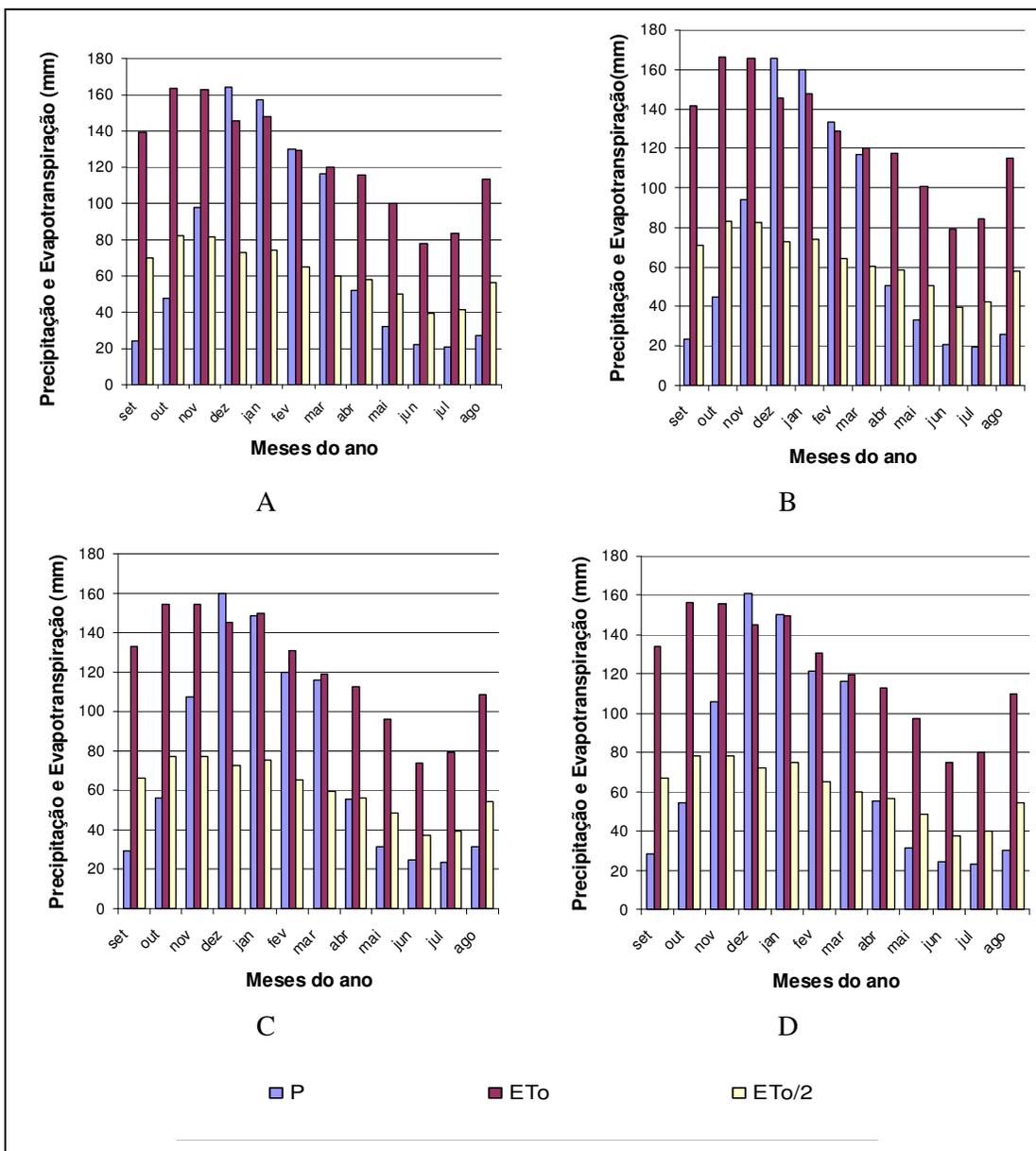


Figura 4-3 Estimativas mensais de Precipitação Pluvial e Evapotranspiração de referência (ETo Penmann Montheith) do Modelo ECMWF nos distritos de Gondola (A) Manica (B) Mossurize (C) Sussundenga (D) (2000 a 2009).

Observando as datas de sementeira definidas por distrito utilizando este critério estabelecido, verifica-se que não houve uma variação considerável no mesmo ano agrícola (Tabela 4-2). O período de defasagem máximo em termos de datas de sementeira no mesmo ano agrícola é de dois decêndios entre os distritos, o que resulta em ciclos de culturas homogêneos em todos os distritos analisados. Isso sugere que, na média, as estimativas de precipitação pluvial não apresentam grande variabilidade espacial. Entretanto verifica-se que a variabilidade inter anual das estimativas de precipitação pluvial usadas no modelo, evidenciada a variação

anual das datas médias de semeadura.

Tabela 4-2 Data de semeadura do milho definidas pelo modelo de estimativa de início do ciclo por ano e por distrito considerando o ciclo com duração de 130 dias

	Gondola		Manica		Mossurize		Sussundenga	
	início	final	início	final	início	final	início	final
2000/01	21/out	28/fev	21/out	28/fev	11/out	18/fev	21/out	28/fev
2001/02	11/nov	21/mar	11/nov	21/mar	11/nov	21/mar	11/nov	21/mar
2002/03	01/out	08/fev	01/out	08/fev	21/out	28/fev	21/set	29/jan
2003/04	11/dez	20/abr	11/dez	20/abr	21/dez	30/abr	11/out	18/fev
2004/05	01/out	08/fev	21/nov	31/mar	01/out	08/fev	01/out	08/fev
2005/06	01/dez	10/abr	01/dez	10/abr	01/dez	10/abr	01/dez	10/abr
2006/07	01/nov	11/mar	11/nov	21/mar	11/nov	21/mar	01/dez	10/abr
2007/08	01/nov	11/mar	01/nov	11/mar	01/nov	11/mar	01/nov	11/mar
2008/09	01/nov	11/mar	01/nov	11/mar	01/nov	11/mar	11/dez	20/abr

A definição de um ciclo de desenvolvimento do milho fixo e com 130 dias de duração faz com que as datas de final do ciclo estejam no período potencial para o crescimento das culturas agrícolas anuais ($P > ET_0/2$) identificado em cada um dos distritos na Figura 4-3. Isto sugere que não haja déficits de precipitação pluvial extremos nos ciclos de desenvolvimento do milho definidos.

4.5. Modelo do balanço hídrico das culturas

A implementação do modelo do balanço hídrico das culturas gerou duas variáveis agrometeorológicas a serem testadas no ajuste dos modelos de estimativa de produtividade: o ISNA e a Evapotranspiração Relativa (ET_r/ET_m), as quais foram geradas para cada decêndio do ciclo do milho. O ISNA constitui a evapotranspiração relativa cumulativa em relação ao início do ciclo da cultura e o ET_r/ET_m a estimativa do déficit hídrico observado no decêndio. Os valores do ISNA decencial calculados para os anos agrícolas avaliados apresentam grande variabilidade em todos os distritos analisados. Verifica-se uma tendência decrescente no ISNA calculado, ao longo do ciclo de desenvolvimento da cultura, o que é esperado, visto que é uma estimativa do déficit hídrico acumulado ao longo do ciclo (Figura 4-4). Portanto, o valor de ISNA de um determinado decêndio do ciclo do milho reflete, de certa forma, a disponibilidade de umidade do solo para o milho em todo o período anterior ao decêndio.

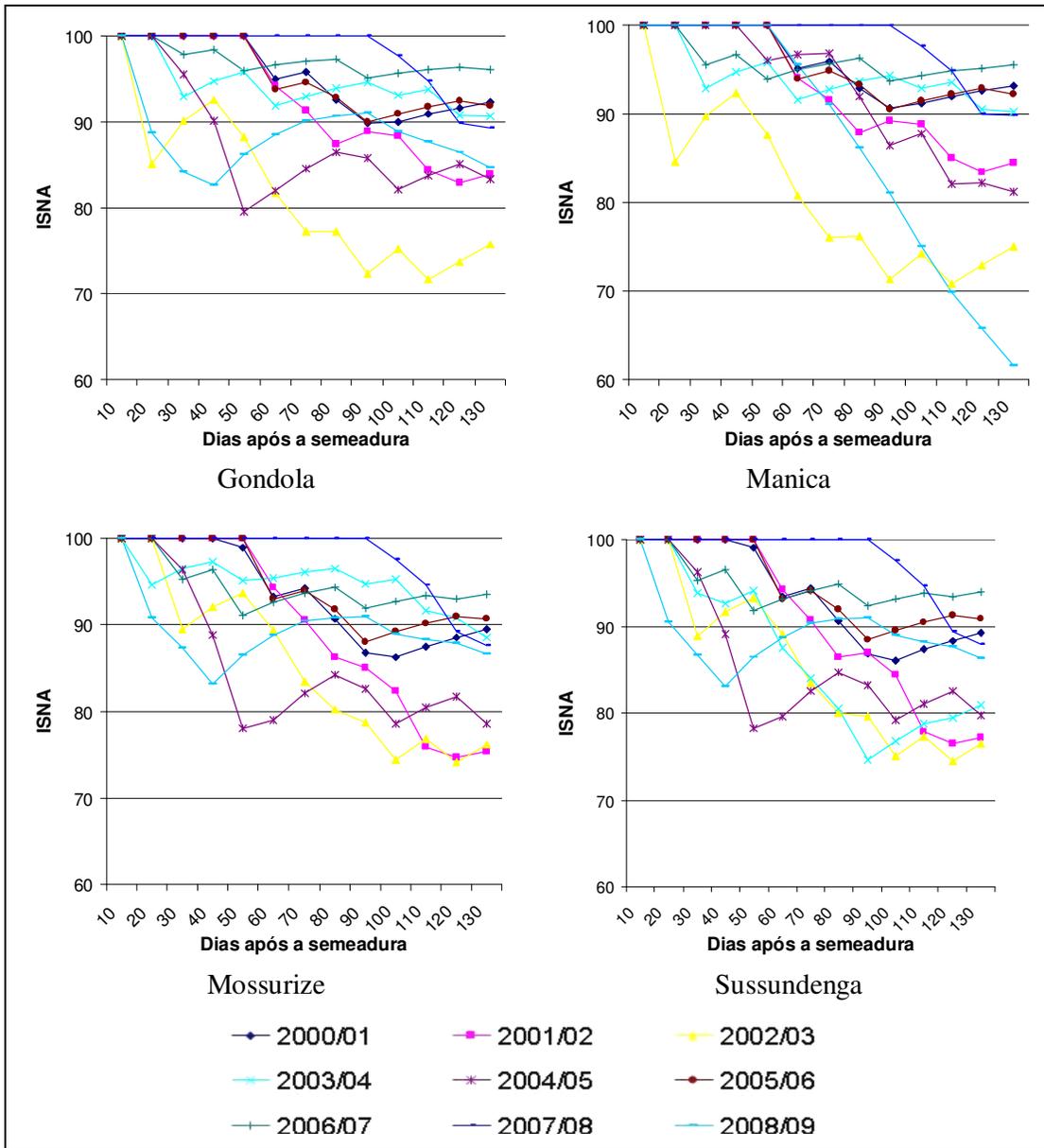


Figura 4-4 ISNA decennial calculados nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga em cada ano agrícola

Por outro lado, ao longo do ciclo verifica-se um aumento das necessidades de água da cultura, determinados principalmente pelo valor do coeficiente de cultura (curva de kc Figura 3-3), aumentando deste modo a chance de ocorrência de déficit hídrico. A maior demanda de umidade pela planta com o crescimento faz com que períodos posteriores ao início do ciclo tenha maior peso sobre a estimativa cumulativa do déficit hídrico. A variabilidade inter anual do ISNA, evidencian as diferenças de disponibilidade de umidade para o desenvolvimento

das culturas, explica parte da variação anual do rendimento médio do milho.

A evapotranspiração relativa (ETr/ETm) mostra para cada decêndio a disponibilidade de água para as plantas, e também apresentou grande variação interanual no período analisado (Tabela 4-3).

Tabela 4-3 Evapotranspiração relativa (ETr/ETm) decendial por ano Agrícola nos distritos da área de estudo

distrito	Ano agrícola	dias após a semeadura												
		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	130
Gondola	1	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,70	1,00	0,71	0,67	0,91	1,00	1,00	1,00
	2	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,65	0,74	0,60	1,00	0,84	0,45	0,67	0,95
	3	1,00	0,70	1,00	1,00	0,71	0,49	0,50	0,77	0,34	1,00	0,36	0,96	1,00
	4	1,00	1,00	0,79	1,00	1,00	0,72	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	0,60	0,88
	5	1,00	1,00	0,87	0,74	0,37	0,94	1,00	1,00	0,80	0,49	1,00	1,00	0,62
	6	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,62	1,00	0,81	0,66	1,00	1,00	1,00	0,85
	7	1,00	1,00	0,93	1,00	0,86	1,00	1,00	0,99	0,78	1,00	1,00	1,00	0,92
	8	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,65	0,35	0,83
	9	1,00	0,78	0,75	0,78	1,00	1,00	1,00	0,94	0,94	0,70	0,76	0,73	0,64
Manica	1	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,71	1,00	0,73	0,72	0,96	1,00	1,00	1,00
	2	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,65	0,76	0,62	1,00	0,86	0,46	0,66	0,98
	3	1,00	0,69	1,00	1,00	0,69	0,47	0,47	0,78	0,33	1,00	0,37	0,95	1,00
	4	1,00	1,00	0,79	1,00	1,00	0,71	1,00	1,00	1,00	0,79	1,00	0,58	0,86
	5	1,00	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	0,98	0,57	0,43	1,00	0,25	0,84	0,68
	6	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,64	1,00	0,82	0,69	1,00	1,00	1,00	0,84
	7	1,00	1,00	0,87	1,00	0,83	1,00	1,00	1,00	0,73	1,00	1,00	0,98	1,00
	8	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,77	0,66	0,37	0,88	1,00
	9	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,73	0,64	0,52	0,41	0,21	0,19	0,21	0,11
Mossurize	1	1,00	1,00	1,00	1,00	0,95	0,65	1,00	0,65	0,56	0,81	1,00	1,00	1,00
	2	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,66	0,68	0,56	0,76	0,58	0,11	0,62	0,82
	3	1,00	1,00	0,68	1,00	1,00	0,68	0,48	0,57	0,66	0,37	1,00	0,45	1,00
	4	1,00	0,89	1,00	1,00	0,87	0,97	1,00	1,00	0,81	1,00	0,55	0,81	0,62
	5	1,00	1,00	0,89	0,66	0,35	0,84	1,00	1,00	0,70	0,42	1,00	0,94	0,42
	6	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,58	1,00	0,76	0,59	1,00	1,00	1,00	0,86
	7	1,00	1,00	0,86	1,00	0,70	1,00	1,00	1,00	0,73	1,00	1,00	0,88	1,00
	8	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,76	0,64	0,30	0,68
	9	1,00	0,82	0,80	0,71	1,00	1,00	1,00	0,94	0,92	0,71	0,82	0,84	0,71
Sussundenga	1	1,00	1,00	1,00	1,00	0,95	0,65	1,00	0,65	0,56	0,80	1,00	1,00	1,00
	2	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,66	0,70	0,56	0,92	0,61	0,13	0,61	0,85
	3	1,00	1,00	0,67	1,00	1,00	0,68	0,50	0,56	0,76	0,34	1,00	0,43	1,00
	4	1,00	1,00	0,81	0,89	1,00	0,55	0,63	0,56	0,28	0,95	1,00	0,86	1,00
	5	1,00	1,00	0,89	0,68	0,35	0,86	1,00	1,00	0,71	0,43	1,00	0,98	0,45
	6	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,59	1,00	0,77	0,60	1,00	1,00	1,00	0,86
	7	1,00	1,00	0,86	1,00	0,73	1,00	1,00	1,00	0,73	1,00	1,00	0,89	1,00
	8	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,76	0,64	0,31	0,71
	9	1,00	0,81	0,79	0,72	1,00	1,00	1,00	0,94	0,92	0,71	0,80	0,81	0,70

4.6. Perfis temporais de índices espectrais

As figuras 4-5, 4-6 e 4-7 apresentam os perfis temporais dos índices espectrais para cada distrito estudado. Retirados das médias de índices espectrais sobre a divisão administrativa dos distritos.

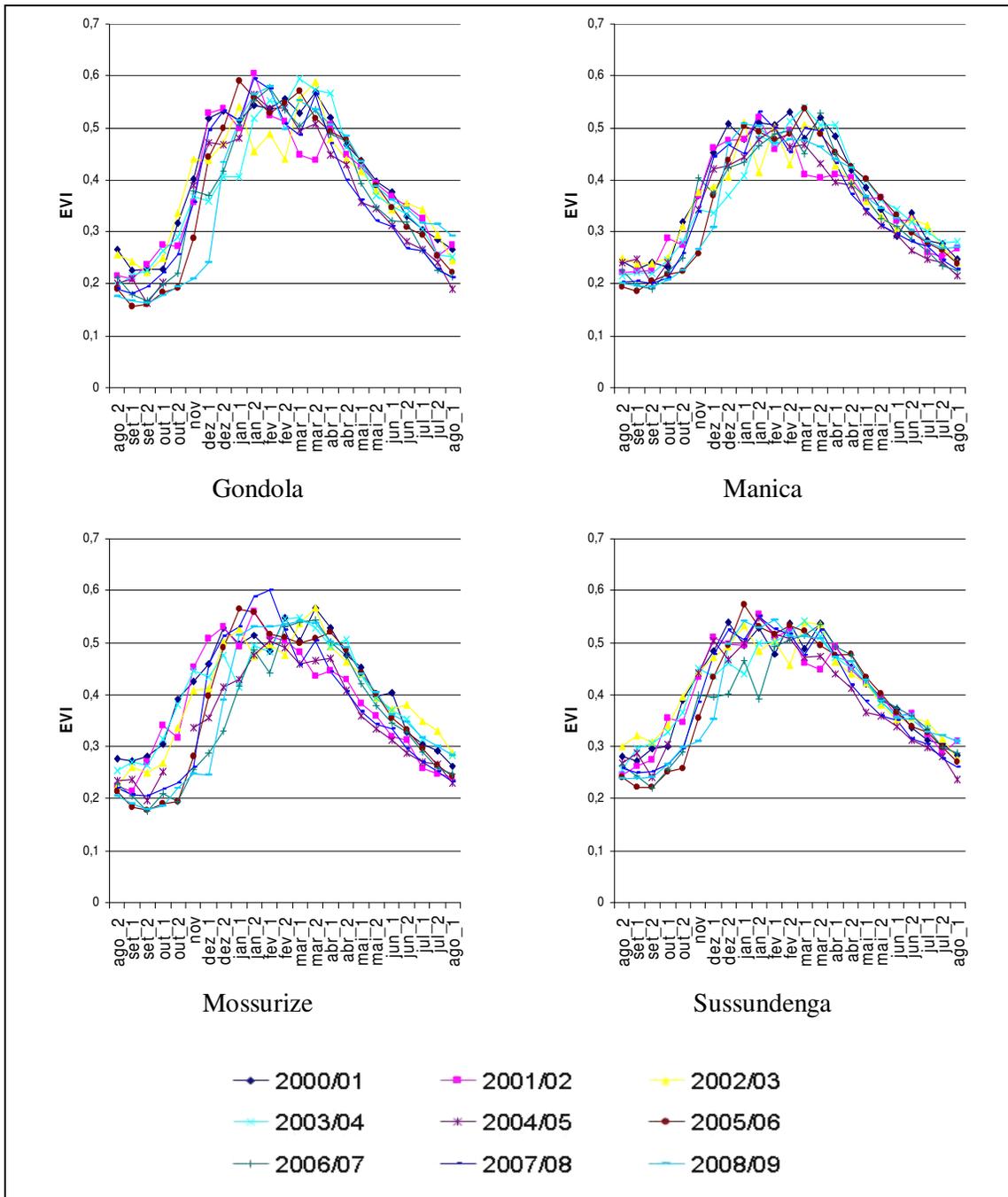


Figura 4-5 Perfis Temporais de EVI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.

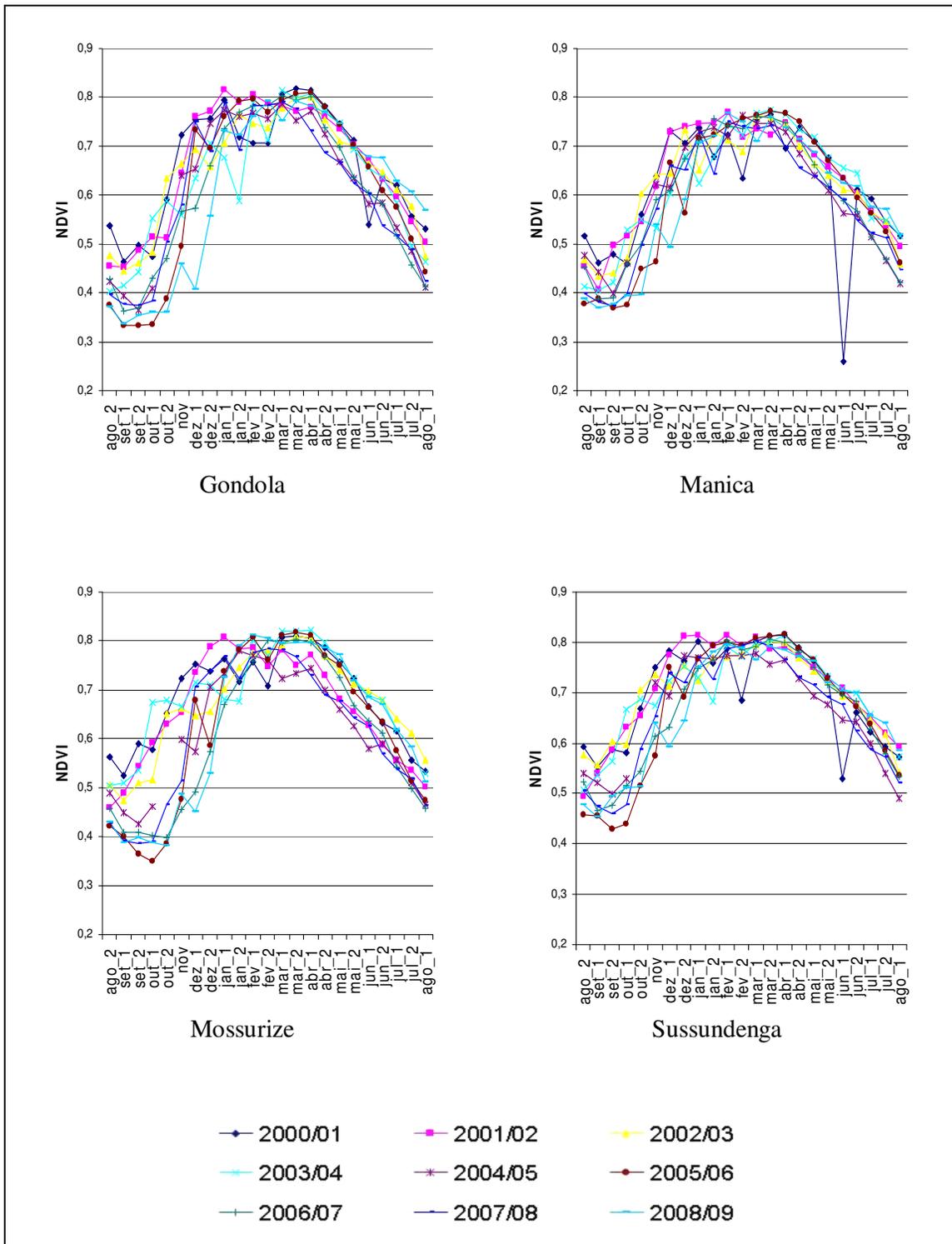


Figura 4-6 Perfis Temporais de NDVI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.

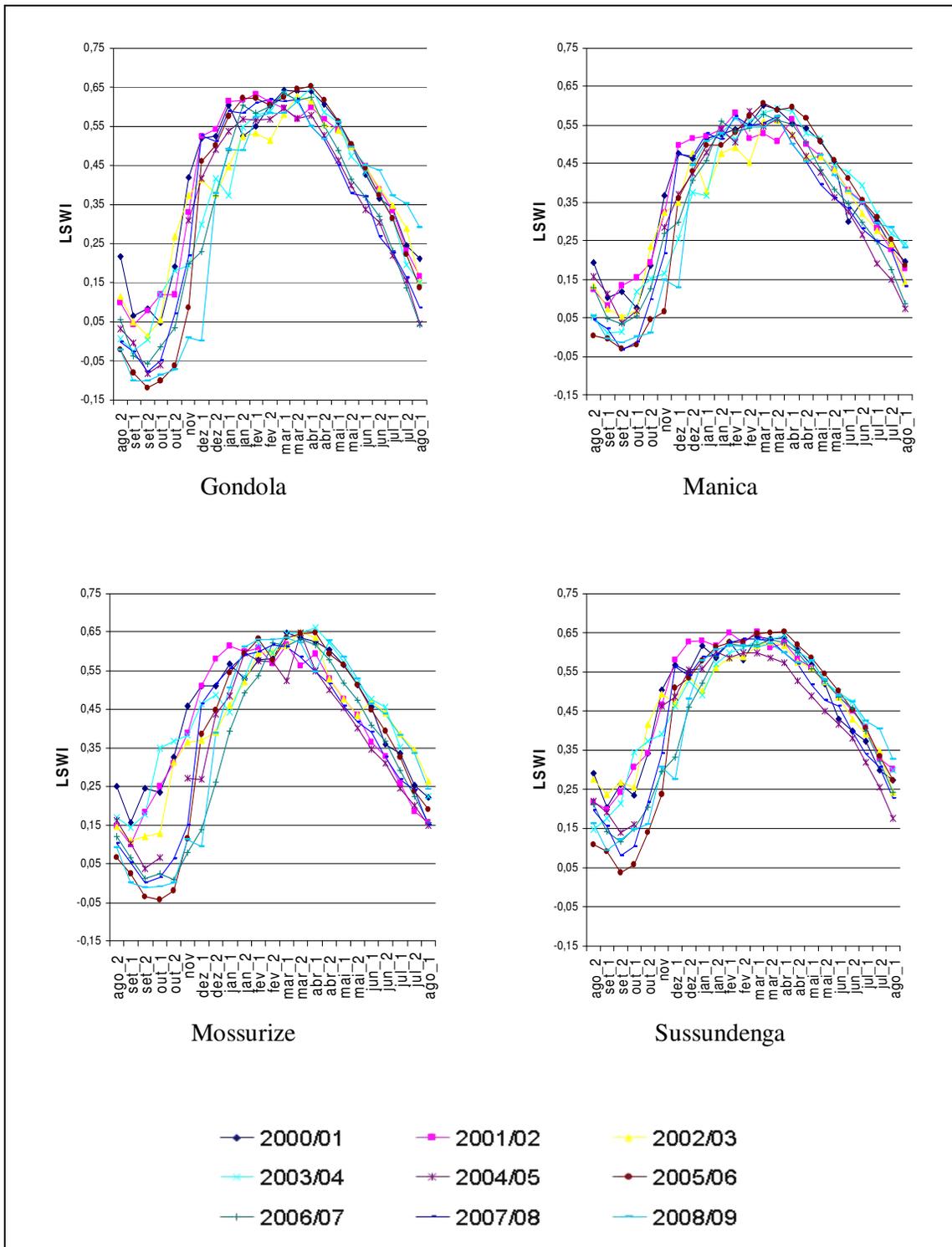


Figura 4-7 Perfis Temporais de LSWI nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga de 2000 a 2009.

Os perfis temporais de índices espectrais apresentaram o mesmo padrão variação temporal em todos os distritos, com valores máximos nos períodos correspondentes à época quente e

chuvosa e menores valores no restante do período. De modo geral, esse padrão de variação anual se assemelha ao comportamento típico das culturas agrícolas anuais. As culturas anuais apresentam valores de índices de vegetação mínimos e próximos a zero no início do ciclo, como resultado da baixa cobertura vegetal após a semeadura. O crescimento vegetativo ao longo do ciclo é acompanhado por um aumento nos valores de índices espectrais seguido de uma estabilização no período de cobertura máxima e uma ligeira redução até o final do ciclo. No entanto, os perfis apresentados se tratam de médias de valores de índices espectrais considerando toda a área administrativa ocupada por cada um dos distritos. Portanto, nos perfis são considerados outros tipos de alvos para além dos agrícolas com influência sobre as médias de índices espectrais.

Os alvos agrícolas deverão apresentar uma dinâmica temporal com amplitude maior à verificada nos perfis médios, devido as mudanças na cobertura da terra ao longo do ciclo de desenvolvimento o que resulta numa variação nos valores médios de índices espectrais. Alvos não agrícolas apresentam uma relativa estabilidade temporal nos valores dos índices e, portanto, devem influenciar numa maior estabilização da curva média de índice de vegetação. Verifica-se, ainda, que existe variabilidade inter anual das curvas dos índices espectrais em todos os distritos analisados, o que leva a supor diferenças nas condições médias da vegetação entre os anos.

Os valores absolutos dos índices espectrais diferem para o mesmo período, com o NDVI apresentando valores superiores seguidos do EVI e LSWI. Valores médios de NDVI superiores ao EVI devem-se a provável otimização do sinal da vegetação providenciado pelo EVI, reduzindo a influência atmosférica e do solo sobre a resposta dos índices (Justice et al., 1998). O NDVI, mesmo sendo um ótimo indicador da atividade vegetal, apresenta alguns fatores limitantes, como a existência de pontos de saturação e a interferência atmosférica que é diferenciada nas regiões espectrais do vermelho e infravermelho próximo (Ponzoni e Shimabukuro, 2007). Os dois índices, NDVI e EVI, se complementam e melhoram a extração de parâmetros biofísicos do dossel (Huete et al, 1999). O LSWI tem uma maior amplitude de valores, com mínimos próximos de zero e por vezes inferiores a zero, atingindo picos na ordem de 0,6 a 0,7. Este índice, por explorar para as regiões espectrais do infravermelho próximo e médio, estima as variações no conteúdo de água líquida na vegetação (Gao, 1996), e por isso espera-se que tenha uma variação independente do NDVI e EVI.

4.7. Máscara de cultivo

Os perfis temporais de índices espectrais apresentados anteriormente são resultado da média dos valores dos índices para a diversidade de alvos que cada distrito tem. E por se tratar de uma média pode não refletir fielmente a dinâmica temporal das áreas agrícolas. A seguir se apresentam os resultados da proposta metodológica para identificação de áreas agrícolas que explora dinâmica temporal dos valores médios de NDVI através dos ciclos de desenvolvimento do milho definidos anteriormente pelo modelo do início do ciclo. Baseado na suposição de que as áreas agrícolas deverão apresentar maiores variações de NDVI ao longo do ciclo do milho em relação aos outros alvos que ocorrem no distrito.

As diferenças entre o NDVI máximo e mínimo durante o ciclo de desenvolvimento do milho retirados dos perfis médios constituíram os limiares de corte para identificação de áreas agrícolas (Tabela 4-4).

Tabela 4-4 Limiares de corte determinados por distrito e ano agrícola

Ano	Gondola	Manica	Mossurize	Sussundenga
2000/01	0,320	0,279	0,186	0,221
2001/02	0,305	0,252	0,216	0,181
2002/03	0,319	0,299	0,236	0,179
2003/04	0,255	0,242	0,109	0,188
2004/05	0,410	0,148	0,307	0,270
2005/06	0,302	0,301	0,332	0,225
2006/07	0,352	0,298	0,323	0,190
2007/08	0,403	0,351	0,379	0,291
2008/09	0,400	0,370	0,430	0,203

A identificação de áreas agrícolas foi feita a nível dos distritos, com resultados parecidos tanto a nível de anos agrícolas como entre distritos.

A Figura 4-8 mostra o resultado da aplicação do limiar de corte sobre o perfis médios de NDVI no distrito de Sussundenga no ano agrícola de 2000/01.

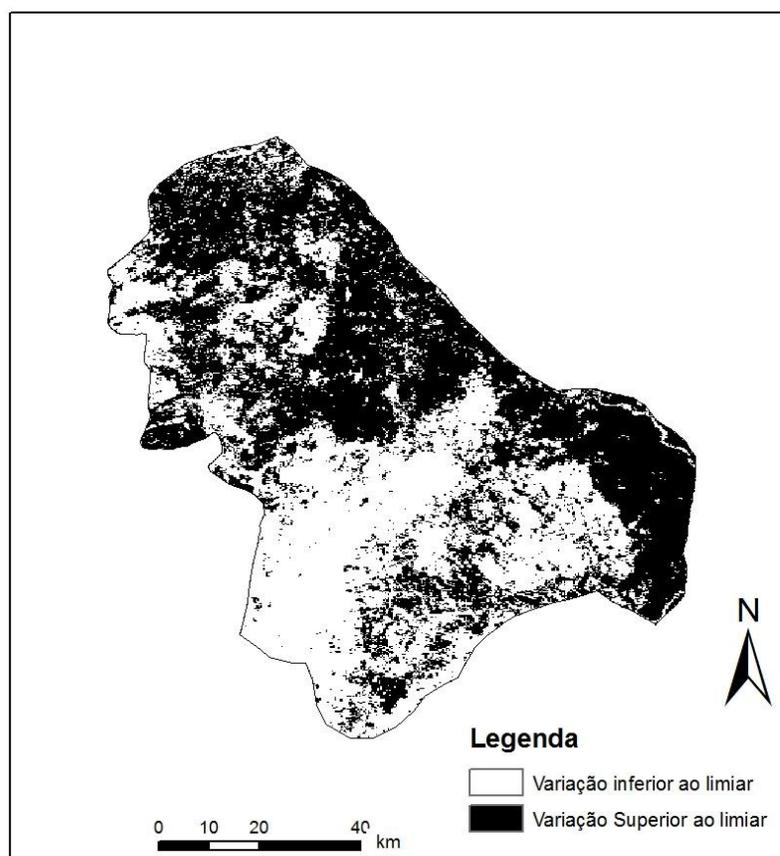


Figura 4-8 mascara de cultivo obtida por diferença de NDVI ano de 2000/01 no distrito de Sussundenga

Verificou-se superestimativa das áreas de cultivo em relação as áreas de milho divulgadas pelos órgãos oficiais em todos os anos agrícolas nos distritos analisados. A explicação para essa superestimativa é a inclusão de áreas não agrícolas que eventualmente tiveram variações de NDVI superiores ao limiar de corte ao longo do ciclo do milho. Os ciclos de crescimento do milho definidos pelo modelo ocorrem no período chuvoso e, portanto, coincidem com o período de maior probabilidade de cobertura de nuvens. Embora as composições de máximo valor de índices de vegetação do sensor MODIS busquem minimizar os efeitos da cobertura de nuvens, não é totalmente removido. Alvos com alguma estabilidade temporal em termos índices de vegetação, devido a cobertura de nuvens ou variações nas geometrias de aquisição, poderão apresentar variações superiores aos limiares médios e serem classificados como alvos agrícolas.

Com a implementação do segundo método para discriminação de áreas agrícolas (equação 16) sobre as imagens binárias de diferença de NDVI gerou-se uma imagem com valores de *pixels* entre 0 e 9. O valor do *pixel* representa a frequência com que este teve uma variação

superior ao limiar de corte nos 9 anos analisados. Sendo 0 os *pixels* que não apresentaram variação superior aos limiares de corte definidos em todos os anos analisados e 9 os *pixels* com variação superior ao limiar em todos os anos analisados, sucessivamente para os restantes valores de *pixels*. A Figura 4-9 ilustra a imagem de frequência do distrito de Sussundenga.

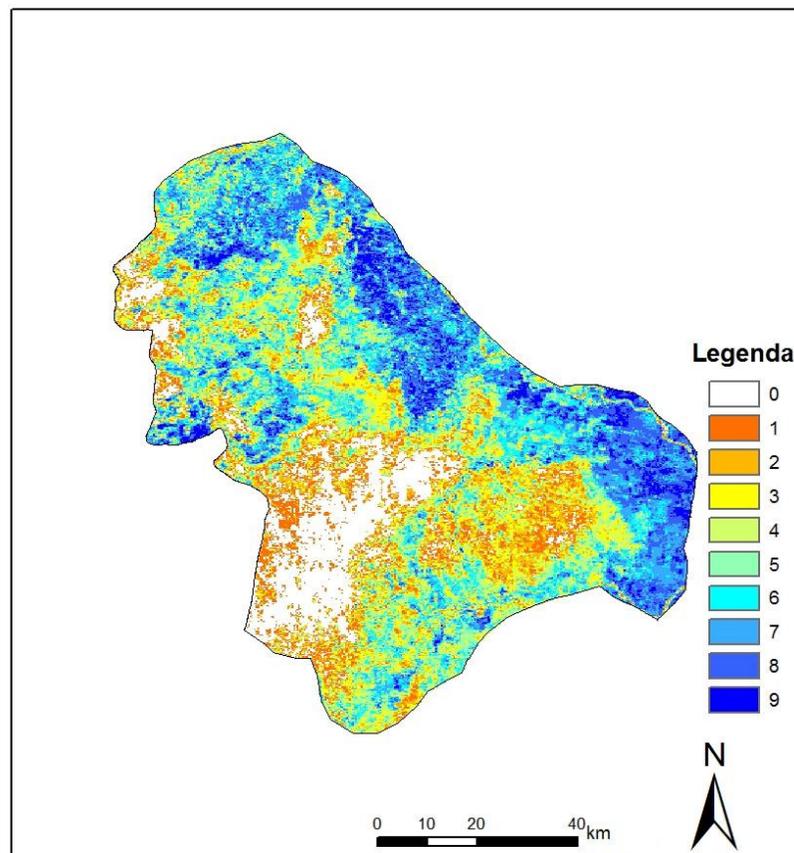


Figura 4-9 Somatório das imagens binárias no distrito de Sussundenga

A hipótese aqui apresentada é de que quanto maior a frequência de variação superior ao limiar de corte de um determinado *pixel* dentro do ciclo de desenvolvimento do milho, maiores são as chances deste conter áreas agrícolas consolidadas sobre a área de estudo. Se as frequências de variação forem considerados níveis de restrição para discriminação de áreas agrícolas, a frequência máxima (no caso 9) será o maior nível de restrição de áreas agrícolas. O nível de restrição imediatamente inferior (8) deverá incluir para além dos *pixels* com frequência correspondente ao nível de restrição, os *pixels* com nível de restrição superiores, assim

sucessivamente até o menor nível de restrição.

As áreas calculadas dos pixels correspondentes aos diferentes níveis de restrição são apresentadas na Tabela 4-5.

Tabela 4-5 Áreas agrícolas, estimadas em diferentes níveis de restrição em Sussundenga (período 2000-2009).

Nível de restrição	área (ha)	área acumulada (ha)	% de área	% de área acumulada
9	35.262,50	35.262,50	4,28	4,22
8	81.856,25	117.118,75	9,93	14,21
7	99125,00	216.243,75	12,03	26,24
6	101.843,80	318.087,50	12,36	38,61
5	100.406,30	418.493,75	12,19	50,80
4	92.375,00	510.868,75	11,21	62,00
3	78.162,50	589.031,25	9,49	71,50
2	68.312,50	657.343,75	8,29	79,79
1	63.543,75	720.887,50	7,71	87,50
0	102.968,80	823.856,25	12,50	100

Comparando as áreas agrícolas estimadas nos diferentes níveis de restrição com os dados de referência oficiais de áreas plantada do milho, verifica-se que os maiores níveis de restrição apresentam áreas mais próximas às estatísticas agrícolas de referência (Figura 4-10).

Considerou-se como a máscara final de áreas agrícolas, o nível de restrição que apresentasse o valor de área estimada mais próxima da média oficial de área de milho (usada como referência nos anos em estudo) e que, ao mesmo tempo, superestimasse esta área. A subestimativa dos dados oficiais implicaria numa perda de informação por exclusão de áreas agrícolas. Ressalta-se, ainda, que não é possível afirmar que um maior nível de restrição garanta que todas as áreas discriminadas sejam efetivamente áreas agrícolas. A idéia principal desta proposta metodológica é aplicar uma técnica de discriminação de áreas agrícolas mais inclusiva, aumentando a chance de identificação de áreas agrícolas e esperando que as áreas não agrícolas incluídas na máscara não influenciem significativamente as médias dos índices espectrais quanto se retira as médias das áreas agrícolas.

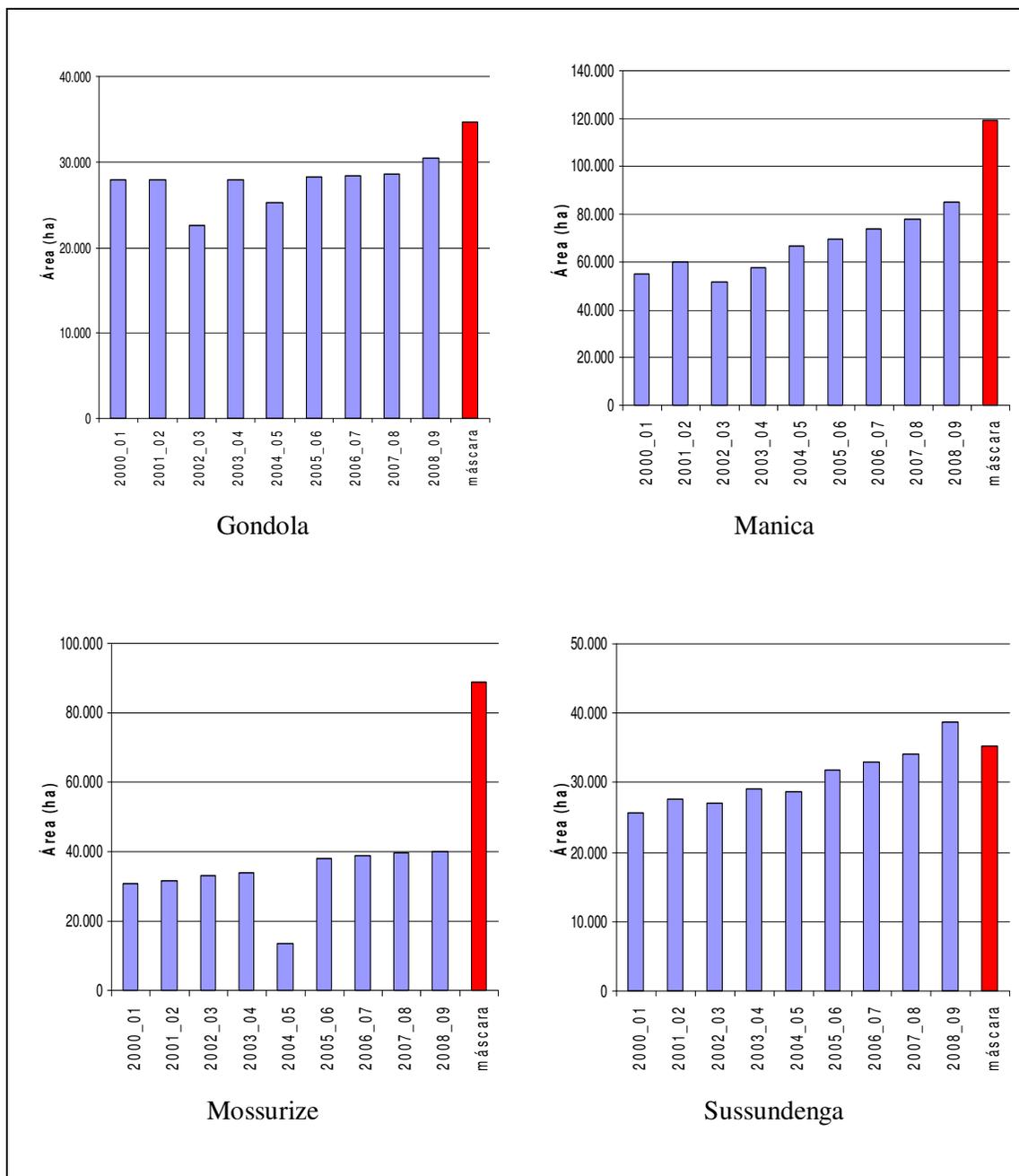


Figura 4-10 Comparação entre as áreas de milho por ano agrícola (2000 a 2009) e a área estimada pela máscara final nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga.

Os níveis de restrição aplicados para o cada um dos distritos foram 9, 7, 8, 9, respectivamente para Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga. As áreas das máscaras finais superestimam as áreas médias de milho de referência em 150% para Gondola, 84 % para Manica, 27% e 16% em Mossurize e Sussundenga, respectivamente. O distrito de Gondola, mesmo com a aplicação, quase duplicou a área média estimada da cultura do milho. A diferença percentual entre a área estimada pela máscara e as estatísticas do milho divulgadas no distrito de

Manica se deve a aplicação de um menor nível de restrição de áreas. Níveis de restrição superiores subestimavam os valores das áreas de referência. Nos distritos de Mossurize e Sussundenga o desvio percentual das áreas da máscara em relação às estatísticas divulgadas é menor.

O somatório das áreas das máscaras por distrito superestimou a área de milho de referência em 80% (Figura 4-11).

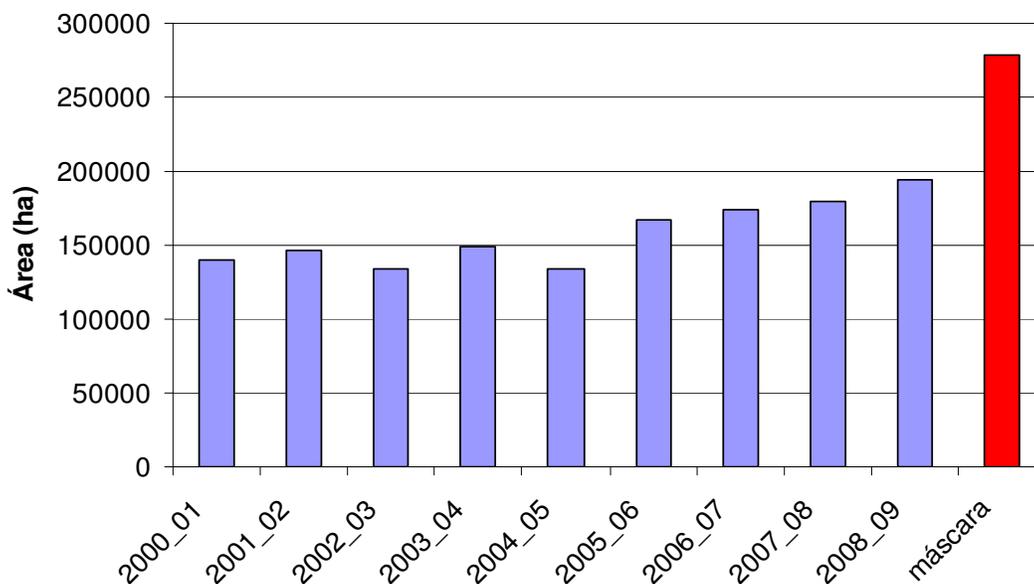


Figura 4-11 Áreas de milho de referência por ano agrícola e área estimada pela máscara final sobre área total dos distritos

A máscara final de áreas agrícolas é apresentada na Figura 4-12. Além da comparação com as estatísticas agrícolas oficiais, é possível fazer uma outra avaliação da máscara final. Esta avaliação se baseia em algumas informações gerais sobre os sistemas de produção agrícola em Moçambique. O milho é o principal alimento básico em todo o país. O resultado da produção dessa cultura é principalmente destinado a alimentação dos agregados familiares, sendo seus excedentes posteriormente comercializados. A principal limitação para a extensão das áreas agrícolas é a força de trabalho, portanto, o tamanho das explorações agrícolas é constrangido pelo número de agregados familiares. Com base nessa informação é natural a associação das grandes áreas agrícolas com a localização das maiores concentrações populacionais, sendo que as áreas agrícolas devem apresentar uma continuidade espacial. Os agregados populacionais se concentraram nas proximidades das vias de comunicação, no caso concreto, das principais estradas de modo a facilitar a comercialização dos seus excedentes agrícolas. Há também que realçar a tendência das populações se localizarem próximo a fontes

naturais de água (rios e lagos).

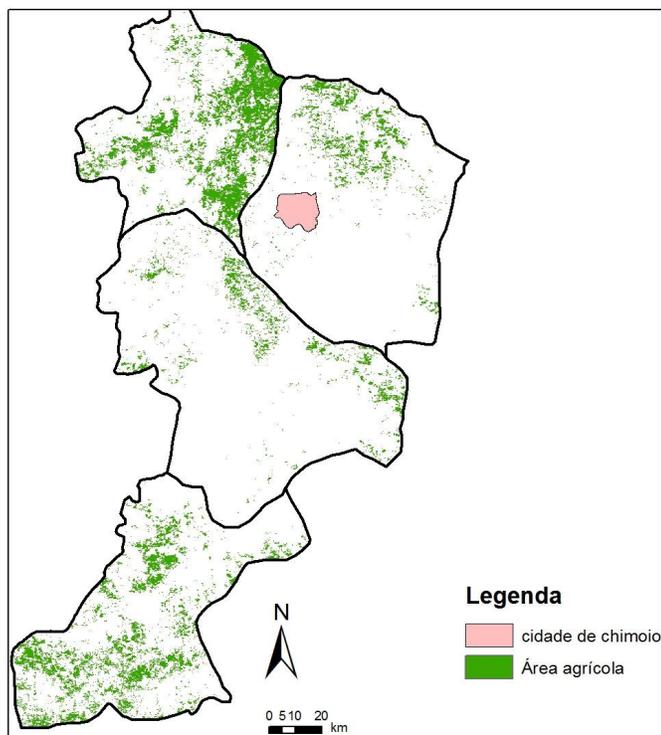


Figura 4-12 Mascara de áreas agrícolas para a área de estudo

Baseado nas informações sobre o sistema de produção coletadas, pode-se fazer uma avaliação subjetiva sobre a provável localização de áreas agrícolas. Se forem sobrepostos sobre a máscara de cultivo gerada, um conjunto de dados socioeconômicos é possível a identificação de prováveis áreas agrícolas e a localização de possíveis falhas na proposta metodológica. Os dados sobrepostos sobre a máscara de cultivo foram: as redes rodoviária e hidrográfica da área de estudo e os dados espacializados de agregados populacionais coletados no Censo Geral da População e Habitação³ de 1997 (Figura 4-13).

As áreas em que os dados socioeconômicos e ambientais coincidem com os a máscara de cultivo podem por essa avaliação serem consideradas áreas agrícolas consolidadas. Verifica-se a existência de áreas que não convergem com os dados sócio econômicos sobrepostos, caso concreto da região norte de Manica, prováveis áreas de vegetação natural com variação fenológica semelhante ao ciclo das culturas anuais, na primeira época de produção, recorde-se que o distrito de Gondola observou o maior percentual de superestimativa das áreas agrícolas

³ Não se obtiveram dados atualizados da população, no entanto sabe-se que a população Moçambicana aumentou de 15.278.000 para 20.230.000 habitantes entre os censos de 1997 e 2007 e a projecção para o ano 2010 é de 22.417.000 (www.ine.gov.mz), assume-se que a área de estudo tenha tido um crescimento proporcional. 65

de referência. A máscara de cultivo exclui áreas com relativa estabilidade temporal em termos de cobertura de terra a região de elevação no interior da província que constitui uma fronteira natural com o Zimbabwè e a área de conservação transfronteiriça de Chimanimani, localizado no interior do distrito de Sussundenga envolvendo a floresta de Muribani. As duas regiões são facilmente excluídas com aplicação do limiar de corte de NDVI no ano agrícola de 2000/01 demonstrada na figura 4-8, na figura 4-9 as áreas referidas estão representadas com frequências entre 0 e 1.

Importante referir que a avaliação sobre a máscara de cultivo apresentada não é conclusiva, apesar de se basear em pressupostos teóricos comprovados. Situação ideal seria a validação dos resultados do presente mapeamento no terreno por coleta de pontos de áreas agrícolas. Vale também recordar que a ênfase do trabalho apresentado é a modelagem de rendimento do milho em Moçambique e não a estimativa da área de cultivo.

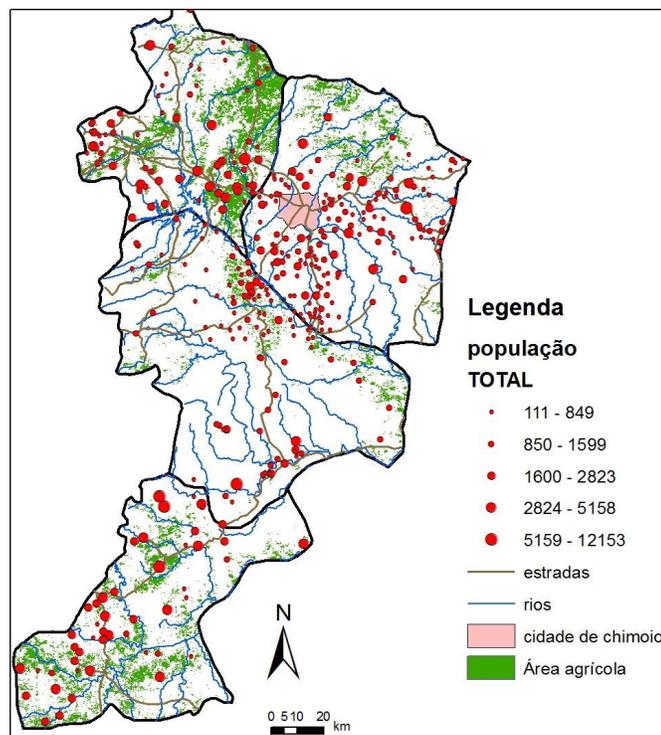


Figura 4-13 Mascara de cultivo do milho para a área de estudo com dados sócio econômicos e ambientais sobrepostos

4.8. Análise dos índices espectrais ao longo do ciclo do milho

Depois da apresentação da proposta de mapeamento de áreas agrícolas, se segue a comparação dos perfis temporais dos índices espectrais como e sem o mapeamento agrícolas. Essa comparação considerou, os ciclos de desenvolvimento do milho definidos pelos modelos de início do ciclo. A intenção foi verificar se houve alterações nos perfis temporais de índices espectrais em função da aplicação da máscara de cultivo.

As Figuras 4-14, 4-15, 4-16 e 4-17 apresentam os perfis temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho nos distritos de Gondola, Manica, Mossurize e Sussundenga respectivamente, obtidos utilizando a divisão administrativa e com a aplicação da máscara de cultivo.

Diferenças nos valores médios de índices espectrais no início do ciclo são evidentes entre os perfis temporais com e sem aplicação da máscara. Índices espectrais com valores menores no início do ciclo do milho em perfis médios sobre a máscara de cultivo são indicação da baixa cobertura vegetal. No início do ciclo as explorações agrícolas se encontram com o solo exposto por conta do preparo do solo para a sementeira. Esses baixos valores não são tão evidentes nos perfis que envolvem a média dos distritos, o que é devido à influência dos alvos não agrícolas sobre a média dos índices espectrais extraídos.

O aumento do índice de vegetação como resultado do aumento da biomassa no estágio do crescimento vegetativo do milho, também é mais evidente nos perfis médios que envolvem a máscara de cultivo construída, reforçando a grande variação na cobertura de vegetal que as culturas agrícolas anuais apresentam em relação aos restantes alvos.

No estágio final do ciclo do milho não se verificam grandes diferenças nos valores médios de índices espectrais com ou sem a aplicação da máscara de cultivo. Há, no entanto, a realçar a estabilização nos valores médios de índices espectrais em ambos tratamentos das imagens acompanhados, em alguns anos agrícolas, por uma ligeira redução, característica do final do ciclo de culturas anuais.

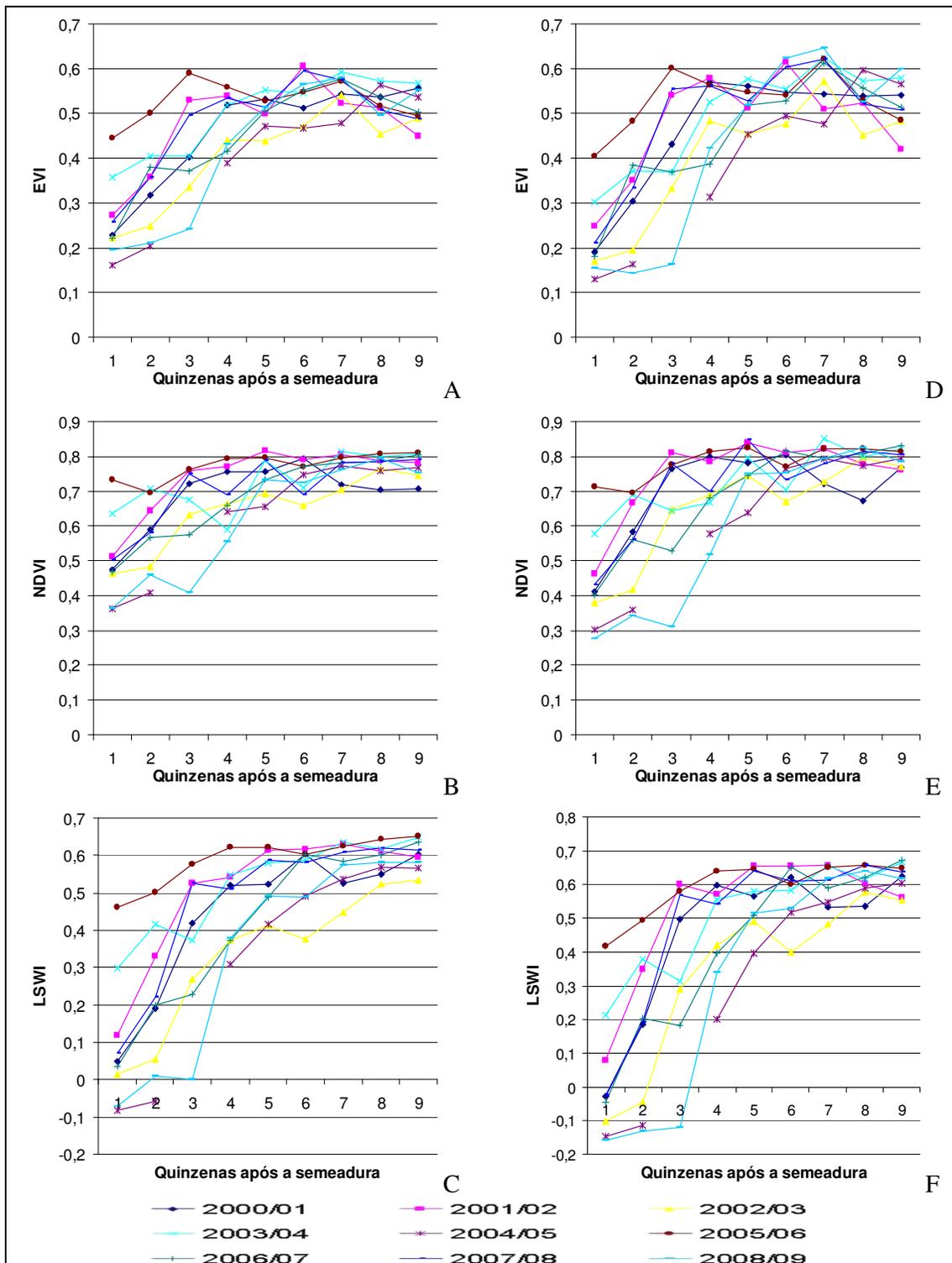


Figura 4-14 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Gondola (2000 a 2009)

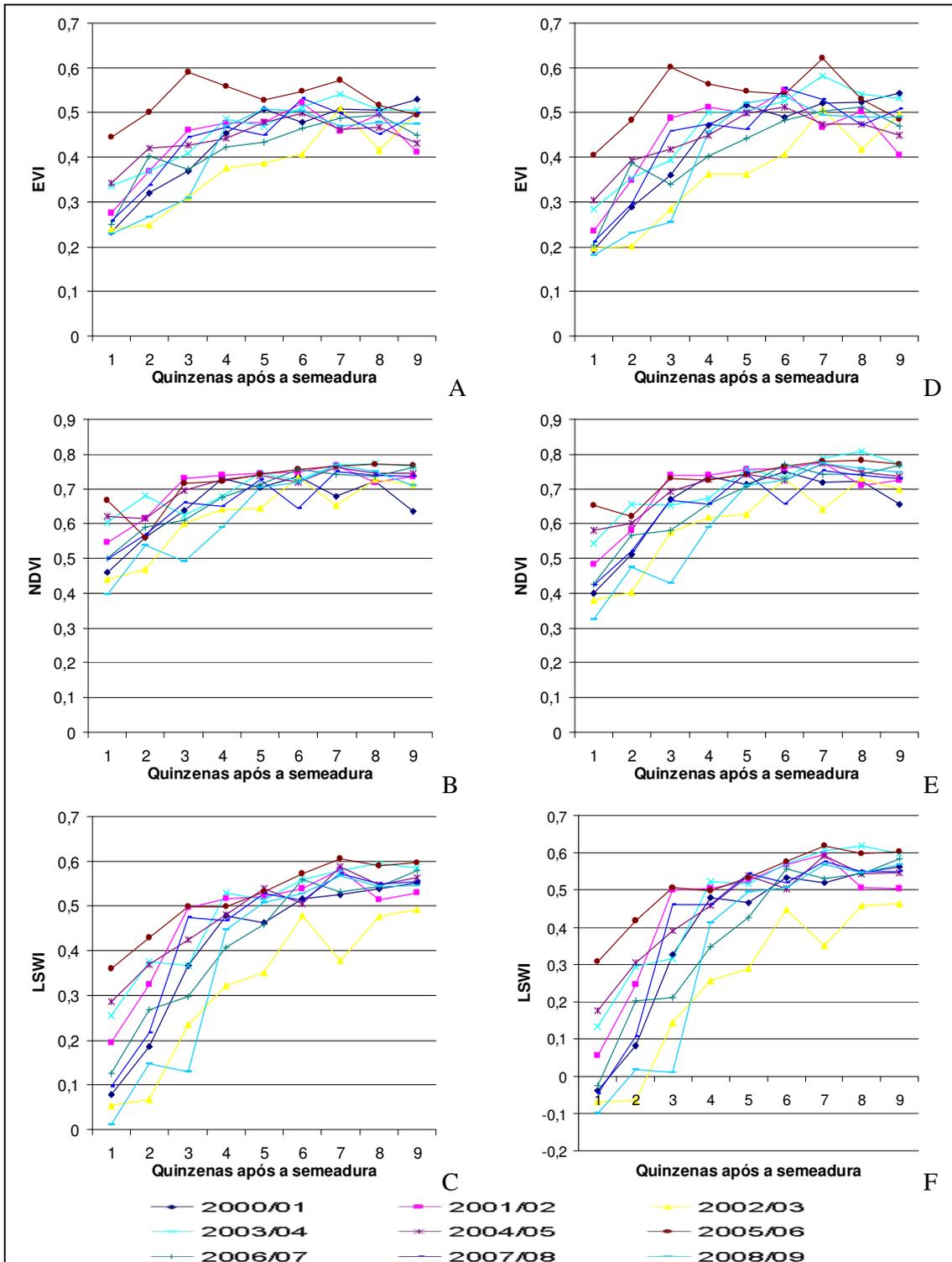


Figura 4-15 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Manica (2000 a 2009)

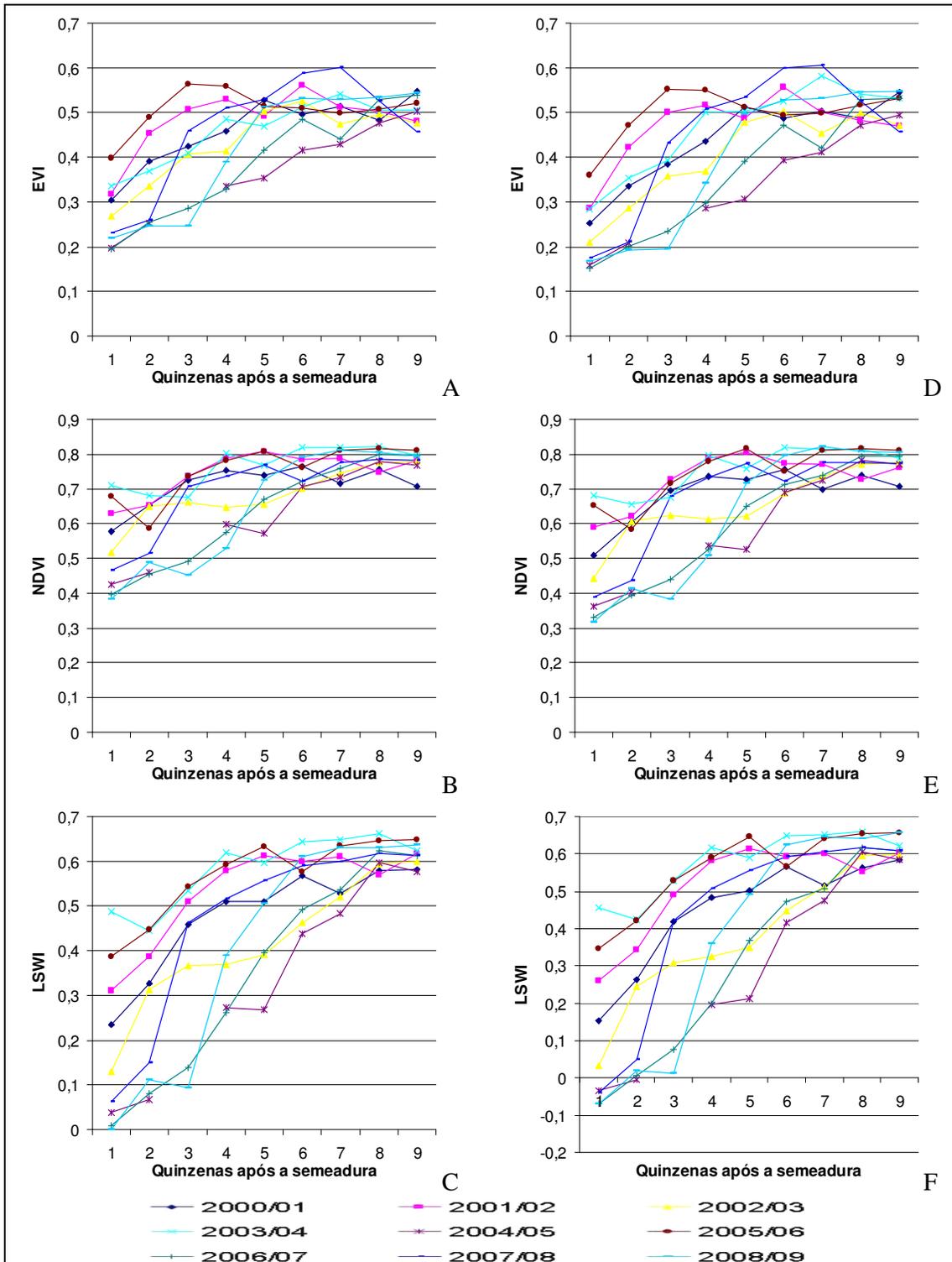


Figura 4-16 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Mossurize (2000 a 2009)

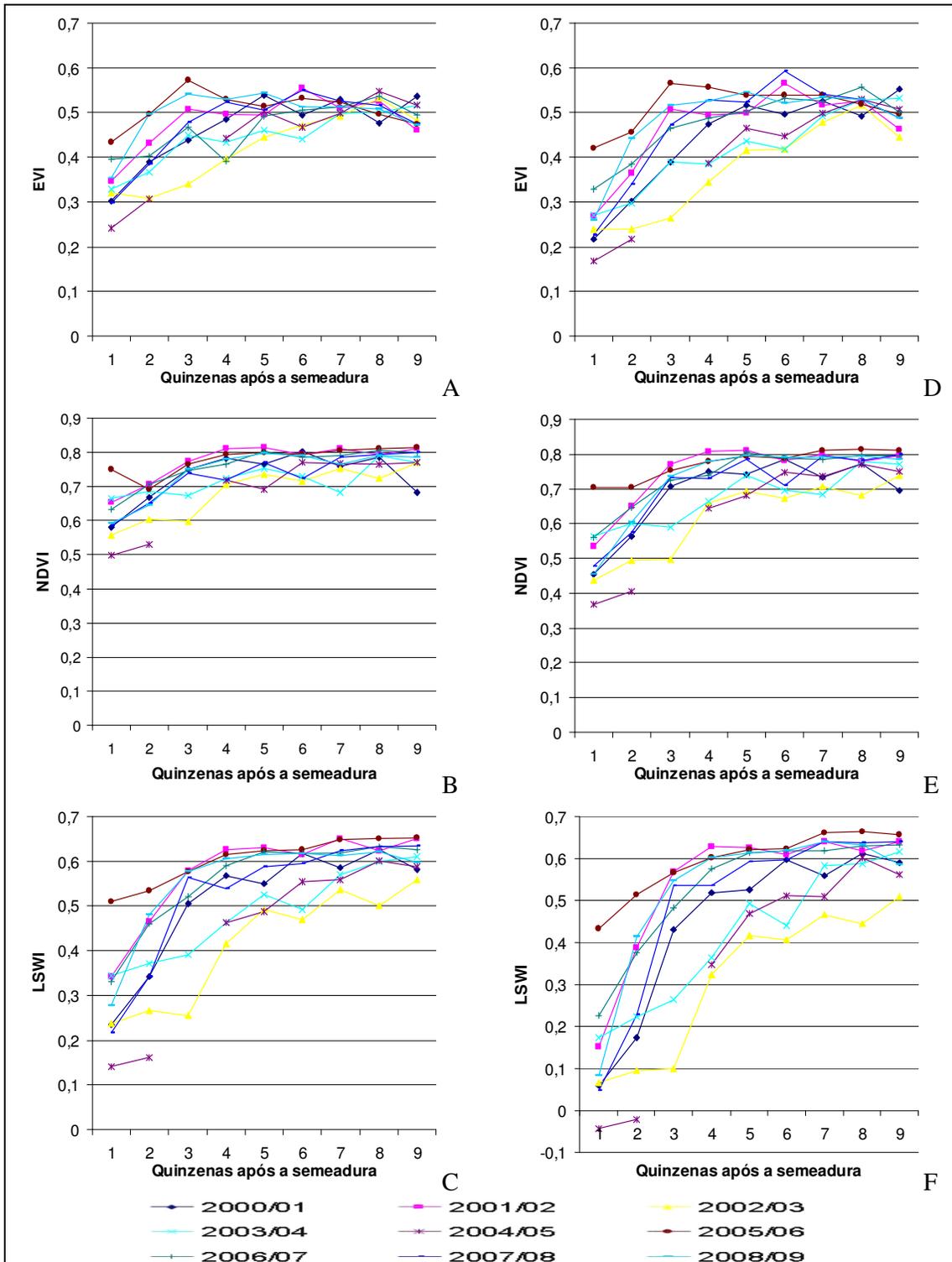


Figura 4-17 Perfis Temporais de índices espectrais ao longo do ciclo do milho com (D, E e F) e sem aplicação de máscara (A, B e C) no distrito de Sussundenga (2000 a 2009)

Interessante seria analisar a aplicação da máscara de cultivo sobre os perfis de índices espectrais por ano agrícola e em cada um dos distritos. No entanto, pelo volume de dados que esta análise envolve, e pelas informações redundantes que esta fornece, apresenta-se na Figura 4-18 a ilustração do efeito da máscara em um ano agrícola no distrito de Sussundenga. Apesar das diferenças em termos de valores médios referenciadas é possível verificar que existe uma certa colinearidade entres perfis com ou sem a aplicação da máscara de cultivo.

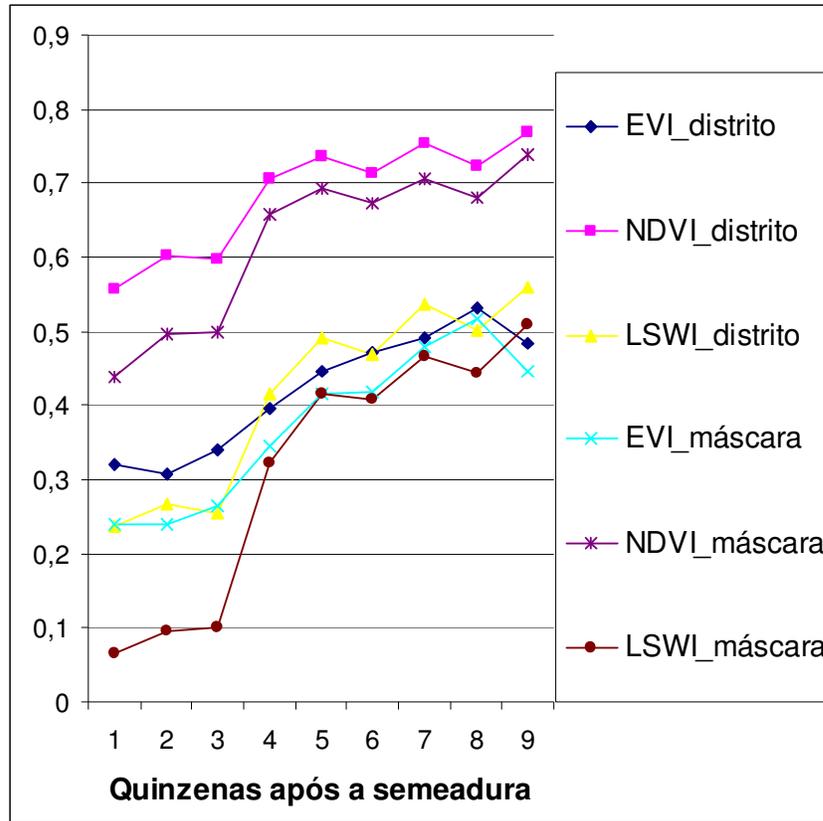


Figura 4-18 perfis temporais de índices espectrais com e sem aplicação da máscara no distrito de Sussundenga ano 2001/02

4.9. Análise de correlação

Para fins de modelagem de rendimento de culturas, as correlações mais interessantes são as que envolvem os rendimentos da cultura com qualquer outra variável seja ela agrometeorológica ou espectral. Na área de estudo, e especificamente para a cultura do milho, a correlação entre o rendimento médio e o relativo é positiva perfeita ($r = 1$) em todos os distritos. Todas observações relativas a evolução do coeficiente de correlação das variáveis estudadas com o rendimento médio são também válidas para o rendimento relativo.

4.9.1. Variáveis Agrometeorológicas

As Figuras 4-19 e 4-20 mostram a evolução dos coeficientes de correlação do ISNA e do ETr/ETm ao longo do ciclo e os rendimentos médios do milho nos distritos sobre a área de estudo. O ISNA decendial e os rendimentos médios do milho têm uma relação direta (coeficiente positivo) nos distritos de Gondola, Manica e Sussundenga. Dados do distrito de Mossurize indicam para uma relação inversa entre o ISNA decendial e os rendimentos médios do milho. Esta situação é contrária à esperada, já que o ISNA é um estimador do estresse hídrico da cultura, devendo, pelo menos, apresentar uma relação direta com o rendimento tal como sucede com os restantes distritos analisados. É possível, observar-se um padrão semelhante na evolução do coeficiente de correlação dos distritos de Gondola e Manica com dois picos de correlação no segundo e nono decêndio.

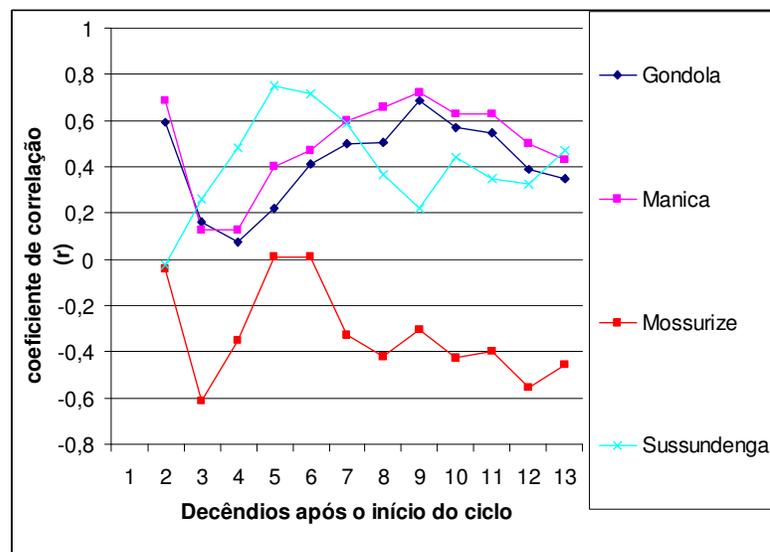


Figura 4-19 Evolução do coeficiente de correlação do ISNA e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.

Os coeficientes de correlação da Evapotranspiração relativa (ETr/ETm) e o rendimento médio do milho ao longo do ciclo não apresentam padrão semelhante em todos os distritos analisados. Isso se deve pelo fato da razão ETr/ETm ser uma medida de déficit hídrico decendial e, ao contrário do ISNA, não depender de situações de maior ou menor déficit de decêndios anteriores. O que de certa forma contribui para a suavização das curvas de coeficiente de correlação do ISNA em relação ao rendimento médio do milho. Fazendo que os decêndios apresentem correlações mais ou menos fortes com os rendimentos médios do

milho, independentemente dos períodos adjacentes. O mesmo comportamento atípico dos coeficientes de correlação em relação ao Rendimento no distrito de Mossurize se volta a verificar com a razão E_{Tr}/E_{Tm} , com correlações negativas na maioria dos decêndios. Observa-se que os valores máximos de coeficiente de correlação nos restantes distritos em análise ocorrem nono e décimo decêndio após o início do ciclo.

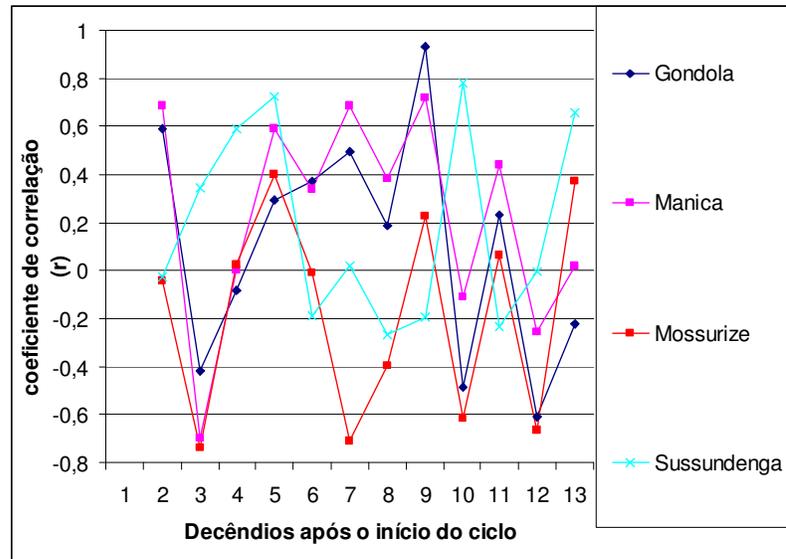


Figura 4-20 Evolução do coeficiente de correlação da Evapotranspiração relativa (E_{Tr}/E_{Tm}) e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito. Período 2000-2009.

4.9.2. Variáveis Espectrais

A evolução dos coeficientes de correlação do EVI, LSWI e NDVI ao longo do ciclo do milho em relação ao seu rendimento médio é apresentada nas Figuras 4-21, 4-22 e 4-23, respectivamente. Os índices espectrais ao longo do ciclo têm correlações positivas com o rendimento do milho nos distritos de Gondola, Manica e Sussundenga, sendo que as maiores se encontram nas quinzenas 6, 7 e 8; que correspondem ao decêndios 9 a 11 após ao início do ciclo. Esse período do ciclo coincide com o período da floração a formação do grão, onde a ocorrência de estresse hídrico, é determinante para o rendimento final do milho (Doorenbos e Kassam, 1979; Bergamaschi e Matzenauer, 2009).

Os índices espectrais em estudo são indicadores da condição atual da vegetação pela relação com a atividade fotossintética, biomassa e conteúdo de água líquida. Em áreas agrícolas, os valores de índices espectrais são, de certo modo, reflexo da disponibilidade de água para as culturas em períodos imediatamente anteriores. Mabilana et al (2010) verificaram para o

distrito de Sussundenga que o NDVI e o EVI estão fortemente associados aos registros de precipitação pluvial e evapotranspiração potencial do mês anterior. Portanto, uma boa correlação verificada entre os índices espectrais e o rendimento do milho, pode estar associada à condição hídrica da cultura no período que o antecede. Sendo significativas as correlações verificadas nos decêndios 9, 10 e 11 podem ser o reflexo da disponibilidade hídrica dos decêndios 8, 9 e 10 que também apresenta relação entre as variáveis agrometeorológicas (Figuras 4-19 e 4-20).

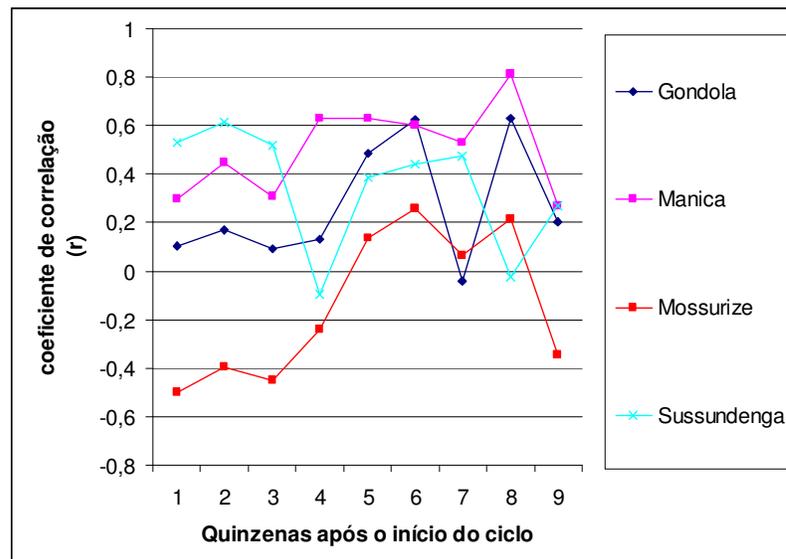


Figura 4-21 Evolução do coeficiente de correlação do EVI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.

No distrito de Mossurize se verificaram correlações negativas entre o rendimento médio do milho e os índices espectrais ao longo do ciclo, evidenciando, do mesmo modo que as variáveis agrometeorológicas, comportamento diferente do esperado, contradizendo a ligação entre os índices espectrais com a condição geral da vegetação com efeito direto sobre o rendimento das culturas.

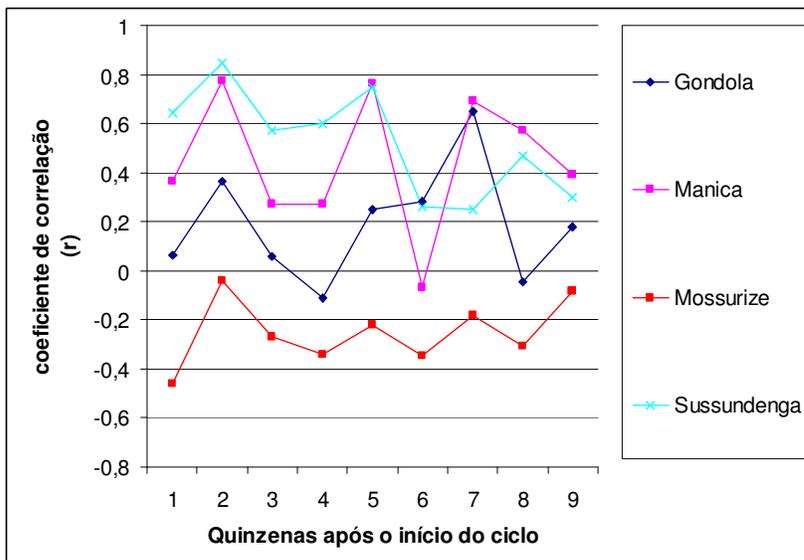


Figura 4-22 Evolução do coeficiente de correlação do NDVI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.

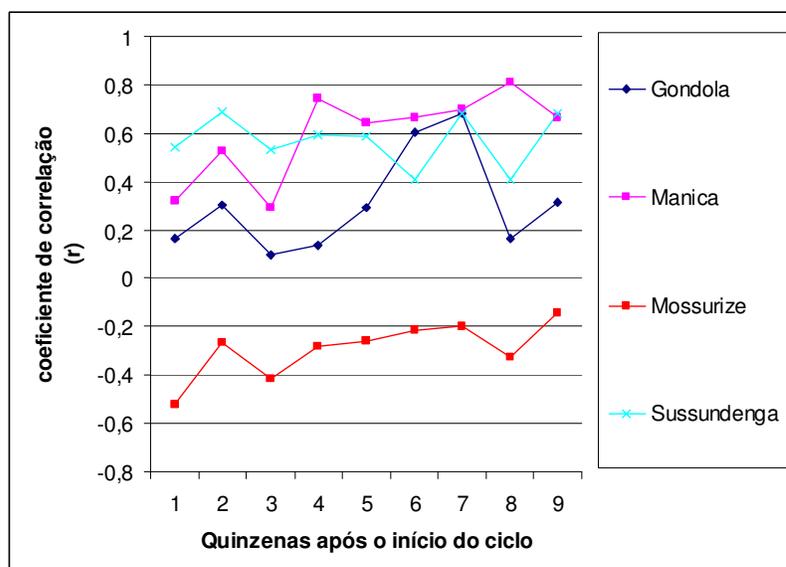


Figura 4-23 Evolução do coeficiente de correlação do LSWI e o rendimento do Milho ao longo do ciclo, por distrito, Período 2000-2009.

4.10. Modelo Agrometeorológico espectral

4.10.1. Distrito de Gondola

4.10.1.1. Rendimento médio

Resultados da aplicação do modelo de regressão linear múltipla para estimativa de rendimento médio pelo método de seleção de variáveis *Stepwise Forward* no distrito de Gondola são apresentados na Tabela 4-6. As expressões dos modelos se encontram em ordem crescente de introdução de variáveis, isto é, o modelo dois inclui para além da variável introduzida, também a variável do modelo um e assim sucessivamente. As tabelas de ANOVA e os testes t de significância das constantes das expressões dos modelos se encontram nas Tabelas 4-7 e 4-8.

Tabela 4-6 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Gondola (rendimento médio)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ETr/ETm 09	0,934	0,871	0,850	0,04524
2	LSWI 08	0,974	0,948	0,927	0,03152
3	NDVI 07	0,994	0,987	0,978	0,01734

Variável dependente: Rendimento médio

Tabela 4-7 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Gondola (rendimento médio)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,083	1	0,083	40,681	0,001
	Resíduo	0,012	6	0,002		
	Total	0,096	7			
2	Regressão	0,091	2	0,045	45,601	0,001
	Resíduo	0,005	5	0,001		
	Total	0,096	7			
3	Regressão	0,094	3	0,031	104,555	0,000
	Resíduo	0,001	4	0,000		
	Total	0,096	7			

Variável dependente: Rendimento médio

Tabela 4-8 Teste t dos coeficientes do modelo de Gondola (rendimento médio)

	Modelo	Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	0,653	0,060	10,876	0,000
	ETr/ETm 09	0,462	0,072	6,378	0,001
2	(Constante)	1,132	0,181	6,245	0,002
	ETr/ETm 09	0,532	0,057	9,391	0,000
	LSWI08	-0,871	0,321	-2,714	0,042
3	(Constante)	0,785	0,140	5,619	0,005
	ETr/ETm 09	0,457	0,038	12,161	0,000
	LSWI08	-1,246	0,206	-6,049	0,004
	NDVI 07	0,807	0,228	3,537	0,024

Variável dependente: Rendimento médio

Diferentemente do modelo um, o modelo dois inclui tanto uma variável espectral quanto agrometeorológica na estimativa de rendimento médio, nomeadamente a evapotranspiração relativa do decêndio nove e o LSWI da quinzena oito após ao início do ciclo. O que vai de encontro com o objetivo da combinação de ambos conjuntos de variáveis em ajustes de modelos de rendimento do milho. As duas variáveis coincidem com o período determinante no rendimento da cultura e estimam independentemente uma da outra a disponibilidade de água nos cultivos. A expressão do modelo dois se mostra a mais simples de entre as três opções pelo número de variáveis que usa e com melhor desempenho, pelo coeficiente de determinação (r^2) de 0,948. Apesar do modelo três ter um r^2 de 0,984, a proporção da redução no erro padrão não justifica a adição de mais uma variável no modelo tido como um fator complicador. O ajuste final do rendimento médio do milho no distrito de Gondola é dado, portanto, pela equação 4-1.

$$Y(\text{ton / ha}) = 1,132 + 0,532 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_9 - 0,871 \cdot LSWI_8 \quad (4-1)$$

O LWSI foi ajustado com uma constante negativa, o que pressupõe pelo modelo, a existência de uma relação inversa com o rendimento das culturas pela expressão do modelo. Contrariamente à proposta deste gênero de índices que têm uma comprovada relação direta com o conteúdo de água líquida (Hardisky et al, 1983; Gao, 1996; Fensholt e Sandholt, 2003 e Xiao et al., 2005), por conseguinte, com o vigor da planta que levará a um bom rendimento da cultura. O parâmetro do LSWI na expressão deve servir como atenuante a uma provável superestimativa do modelo pela variável agrometeorológica, que melhor explica as variações na estimativa do rendimento médio do milho. Não sendo por isso descartada a sua relação

direta, embora fraca, com o rendimento evidenciada pela figura 4-23.

4.10.1.2. Rendimento relativo

Com o uso do rendimento relativo como variável dependente, no distrito de Gondola, a mesmas variáveis são escolhidas pelo *Stepwise* para o ajuste do modelo de estimativa. O modelo dois se mostrou novamente o mais adequado, atendendo os critérios de simplicidade e desempenho explicados. As tabelas de ANOVA da regressão e os coeficientes testados pelo teste t se encontram nas Tabelas 4-10 e 4-11.

Tabela 4-9 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Gondola (rendimento relativo)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ETr/ETm 09	0,927	0,860	0,836	0,03969
2	LSWI 08	0,970	0,941	0,918	0,02816
3	NDVI 07	0,992	0,984	0,971	0,01662

Tabela 4-10 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Gondola (rendimento relativo)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,058	1	0,058	36,761	0,001
	Residuo	0,009	6	0,002		
	Total	0,067	7			
2	Regressão	0,063	2	0,032	39,965	0,001
	Residuo	0,004	5	0,001		
	Total	0,067	7			
3	Regressão	0,066	3	0,022	79,893	0,001
	Residuo	0,001	4	0,000		
	Total	0,067	7			

Tabela 4-11 Teste t dos coeficientes do modelo de Gondola (rendimento relativo)

Modelo		Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	0,555	0,053	10,526	0,000
	ETr/ETm 09	0,385	0,064	6,063	0,001
2	(Constante)	0,969	0,162	5,983	0,002
	ETr/ETm 09	0,446	0,555	8,808	0,000
	LSWI08	-0,754	0,287	-2,630	0,047
3	(Constant)	0,667	0,134	4,978	0,008
	ETr/ETm 09	0,381	0,036	10,563	0,000
	LSWI08	-1,081	0,198	-5,475	0,005
	NDVI 07	0,703	0,219	3,216	0,032

A expressão matemática do modelo de estimativa de rendimentos relativos do milho é dada na equação 4-2.

$$\frac{Y_o}{Y_m} = 0,969 + 0,446 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right) - 0,754 \cdot LSWI_8 \quad (4-2)$$

4.10.2. Distrito de Manica

4.10.2.1. Rendimento médio

No ajuste do modelo para o distrito de Manica com o rendimento médio do milho, o método de seleção de variáveis *Stepwise Forward* identificou o LSWI da quinzena oito como a variável que melhor consegue explicar as variações de rendimento, com um coeficiente de determinação (r^2) de 0,65 (equação 4-3). Como foi anteriormente referido, o LSWI é o índice de umidade diretamente relacionado ao conteúdo de umidade na planta. A oitava quinzena após o início do ciclo da cultura constitui o período em que abrange a formação do fruto e maturação, em que a disponibilidade hídrica é determinante para o rendimento final. A expressão matemática do modelo de regressão tem, portanto, significado físico não só porque o período em que a variável é extraída determina de certo modo o rendimento, mas também pela evidente relação direta entre o LSWI e o rendimento médio no distrito de Manica (Figura 4-23).

Tabela 4-12 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Manica (rendimento médio)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r^2	r^2 Ajustado	Erro padrão
1	LSWI 08	0,811	0,657	0,608	0,07661

Tabela 4-13 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Manica (rendimento médio)

Modelo	Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.	
1	Regressão	0,079	1	0,079	13,414	0,008
	Residuo	0,041	7	0,006		
	Total	0,120	8			

Tabela 4-14 Teste t dos coeficientes do modelo de Manica (rendimento médio)

Modelo	Coefficientes	Erro padrão	t	Sig.	
1	(Constante)	0,004	0,318	0,012	0,990
	LSWI 08	2,123	0,580	3,663	0,008

$$Y(\text{ton/ha}) = 2,123 \cdot LSWI_g \quad (4-3)$$

A constante não foi incluída na expressão matemática do modelo por não apresentar efeitos significativos sobre modelo pelo teste *t* (Tabela 4-14). A expressão do modelo de estimativa de rendimento médio no distrito de Manica apenas contém o termo espectral no ajuste, evidenciando a possibilidade de estimativas de rendimento do milho no distrito independentemente da disponibilidade de dados de elementos meteorológicos para a estimativa de variáveis agrometeorológicas. Adicionado a isso, existe também a facilidade de espacialização das estimativas de rendimentos do milho, quando se têm apenas variáveis espectrais, contornando as limitações da espacialização dos registros pontuais dos elementos agrometeorológicos. Isto também pode ser uma característica interessante do modelo, dada a rede esparsa de estações em Moçambique, aliada às dificuldades de acesso aos dados meteorológicos.

4.10.2.2. Rendimento relativo

O ajuste do modelo considerando o rendimento relativo como variável dependente no distrito de Manica, identificou pelo *stepwise Forward* duas variáveis espectrais que melhor explicavam as variações anuais do rendimento relativo. A expressão do modelo dois se mostrou a mais adequada na estimativa de rendimentos relativos do milho em Manica, reduzindo consideravelmente o erro padrão em relação ao modelo um (Tabela 4-15) com a adição da variável NDVI da sexta quinzena após o início do ciclo. A expressão do modelo dois inclui o nomeadamente: o NDVI da sexta quinzena e o EVI da oitava quinzena após o início do ciclo com um coeficiente de determinação de (r^2) 0,852.

Tabela 4-15 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Manica (rendimento relativo)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	EVI 08	0,820	0,672	0,625	0,05295
2	NDVI 06	0,923	0,852	0,803	0,03841

Tabela 4-16 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Manica (rendimento relativo)

Modelo		Soma dos quadrados	Df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,040	1	0,040	14,330	0,007
	Residuo	0,020	7	0,003		
	Total	0,060	8			

2	Regressão	0,051	2	0,025	17,263	0,003
	Resíduo	0,009	6	0,001		
	Total	0,060	8			

Tabela 4-17 Teste t dos coeficientes do modelo de Manica (rendimento relativo)

	Modelo	Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	-0,151	0,257	-0,588	0,575
	EVI 08	1,968	0,520	3,785	0,007
2	(Constante)	0,476	0,298	1,598	0,161
	EVI 08	2,419	0,412	5,865	0,001
	NDVI 06	-1,156	0,428	-2,702	0,035

$$\frac{Y_o}{Y_m} = 2,419 \cdot EVI_8 - 1,156 \cdot NDVI_6 \quad (4-4)$$

A expressão matemática final para estimativa de rendimento relativo do milho no distrito de Manica não inclui variáveis agrometeorológicas, sendo também válidas, para este modelo as vantagens do seu uso referidas anteriormente. A constante não é incluída na expressão, por não apresentar efeito significativo sobre o rendimento relativo do milho pelo teste t (Tabela 4-17).

4.10.3. Distrito de Sussundenga

4.10.3.1. Rendimento médio

No distrito de Sussundenga o método de seleção de variáveis *stepwise Forward* identificou a evapotranspiração relativa do décimo decêndio após o início do ciclo como a variável que melhor explica as variações anuais de rendimento médio do milho, com um coeficiente de determinação de 0,662. O décimo decêndio após o início do ciclo, coincide com o período entre a floração e a formação do grão do milho, sendo determinante para definição do rendimento do milho. Bergamaschi e Matzenauer (2009) referem que a ocorrência de um déficit hídrico duas semanas antes ou após ao espigamento causa uma grande redução no rendimento dos grãos. A expressão matemática do modelo de estimativa do rendimento médio inclui apenas essa variável agrometeorológica (equação 4-5).

Tabela 4-18 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Sussundenga (rendimento médio)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ETr/ETm 10	0,813	0,662	0,605	0,08392

Tabela 4-19 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Sussundenga (rendimento médio)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,083	1	0,083	11,734	0,014
	Residuo	0,042	6	0,007		
	Total	0,125	7			

Tabela 4-20 Teste t dos coeficientes do modelo de Sussundenga (rendimento médio)

Modelo	Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.	
1	(Constante)	0,658	0,113	5,820	0,001
	ETr/ETm 10	0,485	0,141	3,425	0,014

$$Y(\text{ton/ha}) = 0,658 + 0,485 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_{10} \quad (4-5)$$

4.10.3.2. Rendimento relativo

A aplicação do *stepwise* com o rendimento relativo do milho e no distrito de sussundenga gerou quatro modelos incluindo ambos grupos de variáveis, com o máximo de coeficiente de determinação máximo de 0,999. O modelo dois, que inclui NDVI da oitava quinzena e o EVI da segunda quinzena se mostra o mais adequado para a estimativa do rendimento potencial do milho em Sussundenga, atendendo a simplicidade de implementação, desempenho pelo coeficiente de determinação de 0,956 e a facilidade de espacialização das estimativas de rendimento. A inclusão da variável espectral ISNA do decêndio onze no modelo três, apesar de reduzir o erro padrão das estimativas, a magnitude dessa redução não justifica a adição de mais uma variável na expressão do modelo.

Tabela 4-21 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Sussundenga (rendimento relativo)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	NDVI08	0,815	0,664	0,608	0,07244
2	EVI 02	0,978	0,956	0,938	0,02883
3	ISNA 11	0,993	0,985	0,974	0,01849
4	ETr/ETm 05	0,999	0,999	0,997	0,00594

Tabela 4-22 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Sussundenga (rendimento relativo)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,062	1	0,062	11,868	0,014
	Residuo	0,031	6	0,005		
	Total	0,094	7			
2	Regressão	0,090	2	0,045	53,880	0,000
	Residuo	0,004	5	0,001		
	Total	0,094	7			
3	Regressão	0,092	3	0,031	90,043	0,000
	Residuo	0,001	4	0,000		
	Total	0,094	7			
4	Regressão	0,094	4	0,023	663,651	0,000
	Residuo	0,000	3	0,000		
	Total	0,094	7			

Tabela 4-23 Teste t dos coeficientes do modelo de Sussundenga (rendimento relativo)

Modelo		Coefficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	-0,928	0,526	-1,764	0,128
	NDVI08	2,337	0,678	3,445	0,014
2	(Constante)	-2,087	0,291	-7,169	0,001
	NDVI08	4,489	0,462	9,707	0,000
	EVI 02	-1,441	0,251	-5,733	0,002
3	(Constante)	-2,013	0,188	-10,681	0,000
	NDVI08	4,754	0,311	15,297	0,000
	EVI 02	-1,374	0,163	-8,428	0,001
	ISNA 11	-0,004	0,001	-2,856	0,046
4	(Constante)	-1,750	0,075	-23,389	0,000
	NDVI08	4,721	0,100	47,228	0,000
	EVI 02	-1,324	0,053	-24,971	0,000
	ISNA 11	-0,005	0,000	-10,616	0,002
	ETr/ETm 05	0,162	0,027	5,982	0,009

$$\frac{Y_o}{Y_m} = -2,087 + 4,489 \cdot NDVI_8 - 1,441 \cdot EVI_2 \quad (4-6)$$

4.10.4. Distrito de Mossurize

A aplicação do *stepwise* nos modelos de regressão linear múltipla para estimativa de rendimento médio e relativo no distrito de Mossurize, apresentaram expressões de modelos com bons desempenhos estatísticos demonstrados pelos coeficientes de determinação (r^2) elevados. No entanto, as expressões matemáticas encontradas por este meio dificilmente podem ser aceitas por carecerem de um suporte teórico para os parâmetros calculados. A maioria das variáveis testadas no modelo têm coeficientes de correlação negativo e em alguns casos significativos a 0,05 e 0,01 de probabilidade, evidenciando uma relação inversa com as variáveis de rendimento (Figuras 4-19 a 4-23). Porém, teoricamente todas as variáveis independentes (agrometeorológicas e espectrais) testadas nos modelos aqui apresentados devem ter uma relação direta com o rendimento, por se tratarem de indicadores de vigor e/ou estimadores de risco climático que se sabe que afetam diretamente o rendimento das culturas. Os parâmetros das expressões matemáticas geradas pelos modelos evidenciam confiabilidade. Nos modelos um e dois para estimativa de ambas variáveis de rendimento (médio e relativo), as variáveis selecionadas apresentam coeficientes com sinal negativo (Tabelas 4-25 e 4-28), reforçando a existência de proporcionalidade inversa entre as variáveis, contrariando os pressupostos teóricos que sustentam uso das variáveis como estimadores de rendimento de culturas anuais no caso o milho.

As tabelas de resultados da aplicação dos modelos de regressão linear múltipla no distrito de Mossurize são apresentadas abaixo (Tabelas 4-24 a 4-29). No entanto, as expressões matemáticas geradas dos modelos serão descartadas pelos motivos referidos, apesar do desempenho estatístico. Os resultados do distrito de Mossurize evidenciam o caráter empírico da aplicação de modelos de regressão linear para a estimativa, sendo esta a principal fragilidade de modelos estatísticos. Uma vez que as variáveis independentes testadas apresentavam padrões temporais semelhantes aos dos restantes distritos analisados e o distrito de Mossurize apresentou uma variação dos rendimentos do milho diferenciada (Figura 4-1) dos outros distritos, a explicação mais lógica para esse fenômeno passa necessariamente por considerações relativas a qualidade dos dados rendimento médio do milho coletados no distrito de Mossurize que é gerada independentemente, a nível distrital usando critérios de

amostragem e conjugando dados de censos populacionais, agropecuários e inquéritos agrícolas (DNSA/MINAG, sem ano).

Tabela 4-24 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Mossurize (rendimento médio)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ETr/ETm 10	0,892	0,796	0,762	0,09659
2	EVI 02	0,975	0,950	0,930	0,05219
3	ETr/ETm 11	0,993	0,987	0,977	0,02989
4	ETr/ETm 08	0,999	0,997	0,994	0,01578

Tabela 4-25 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Mossurize (rendimento médio)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,218	1	0,218	23,392	0,003
	Residuo	0,056	6	0,009		
	Total	0,274	7			
2	Regressão	0,261	2	0,130	47,839	0,001
	Residuo	0,014	5	0,003		
	Total	0,274	7			
3	Regressão	0,271	3	0,090	100,978	0,000
	Residuo	0,004	4	0,001		
	Total	0,274	7			
4	Regressão	0,273	4	0,068	274,489	0,000
	Residuo	0,001	3	0,000		
	Total	0,274	7			

Tabela 4-26 Teste t dos coeficientes do modelo de Mossurize (rendimento médio)

Modelo		Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	1,712	0,130	13,184	0,000
	ETr/ETm 10	-0,778	0,161	-4,837	0,003
2	(Constante)	1,896	0,084	22,520	0,000
	ETr/ETm 10	-0,721	0,088	-8,184	0,000
	EVI 02	-0,725	0,184	-3,944	0,011
3	(Constante)	1,792	0,057	31,296	0,000
	ETr/ETm 10	-0,764	0,052	-14,674	0,000
	EVI 02	-0,601	0,112	-5,376	0,006
	ETr/ETm 11	0,128	0,038	3,353	0,028
4	(Constante)	1,590	0,067	23,717	0,000
	ETr/ETm 10	-0,947	0,061	-15,578	0,001
	EVI 02	-0,269	0,115	-2,349	0,100
	ETr/ETm 11	0,168	0,023	7,184	0,006

Tabela 4-27 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla do distrito de Mossurize (rendimento relativo)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ETr/ETm 10	0,893	0,798	0,764	0,06414
2	EVI 02	0,973	0,947	0,926	0,03590
3	ETr/ETm 11	0,992	0,985	0,973	0,02165

Tabela 4-28 Tabela ANOVA dos modelos de regressão de Mossurize (rendimento relativo)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,097	1	0,097	23,675	0,003
	Residuo	0,025	6	0,004		
	Total	0,122	7			
2	Regressão	0,116	2	0,058	44,872	0,001
	Residuo	0,006	5	0,001		
	Total	0,122	7			
3	Regressão	0,120	3	0,040	85,457	0,000
	Residuo	0,002	4	0,000		
	Total	0,122	7			

Tabela 4-29 Teste t dos coeficientes do modelo de Mossurize (rendimento relativo)

Modelo		Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.
1	(Constante)	1,712	0,130	13,184	0,000
	ETr/ETm 10	-0,778	0,161	-4,837	0,003
2	(Constante)	1,896	0,084	22,520	0,000
	ETr/ETm 10	-0,721	0,088	-8,184	0,000
	EVI 02	-0,725	0,184	-3,944	0,011
3	(Constante)	1,792	0,057	31,296	0,000
	ETr/ETm 10	-0,764	0,052	-14,674	0,000
	EVI 02	-0,601	0,112	-5,376	0,006
	ETr/ETm 11	0,128	0,038	3,353	0,028

4.10.5. Modelo Regional

Apesar do bom desempenho dos modelos de estimativa de rendimento do milho gerados a nível distrital e do comprovado significado físico da maioria das variáveis selecionadas no ajuste, o número de amostras por distritos faz com que estes sejam pouco robustos, onde grandes variações nos valores dos parâmetros resultam de mínimas alterações nos conjunto de dados usados no ajuste. O número reduzido da amostra está relacionado com o tempo de atividade do sensor MODIS que se encontra operacional desde 2000, correspondendo a 9

anos agrícolas até o ano de 2009. Portanto, são usadas nove amostras de dados médios de índices espectrais no ajuste do rendimento do milho a nível distrital, explicando a grande variação nas variáveis incluídas nas expressões dos modelos interdistritos.

A integração dos grupos de variáveis dos três distritos (Gondola, Manica e Sussundenga) com ajustes de modelos válidos na área de estudo, permite um aumento considerável no tamanho da amostra melhorando a sua robustez. Essa integração é possível pelo fato da área de estudo, ser de certo modo uma área homogênea em termos climáticos e pedológicos, pela predominância da região agroecológica quatro (R4), o que permite que as culturas se adaptem de maneira semelhante.

4.10.5.1. Rendimento médio

A aplicação do *stepwise* no ajuste do modelo regional de estimativa de rendimento médio do milho, identificou o ISNA da sétimo decêndio após o início do ciclo, com um coeficiente de determinação de 0,225, detalhes dos resultados nas tabelas 4-30, 4-31 e 4-32.

Tabela 4-30 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla regional (rendimento médio)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	ISNA 07	0,475	0,225	0,192	0,12281

Tabela 4-31 Tabela ANOVA do modelo Regional (rendimento médio)

Modelo	Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.	
1	Regressão	0,101	1	0,101	6,692	0,016
	Resíduo	0,347	23	0,015		
	Total	0,448	24			

Tabela 4-32 Teste t dos coeficientes do modelo regional (rendimento médio)

Modelo	Coeficientes	Erro padrão	t	Sig.	
1	(Constante)	0,117	0,371	0,316	0,755
	ISNA 07	0,010	0,004	2,587	0,016

$$Y(\text{ton/ha}) = 0,010 \cdot \text{ISNA}_7 \quad (4-7)$$

A expressão matemática resultante do ajuste do modelo de estimativa regional do rendimento médio do milho não tem um desempenho satisfatório, para além do pouco significado físico. A constante da expressão matemática (equação 4-7) não tem efeitos significativos sobre o modelo pelo teste t, sendo no caso removida. O parâmetro que ajusta o ISNA ao

rendimento médio do milho na região sugere que o rendimento estimado não seja superior a 1 ton/ha uma vez que o valor máximo que o ISNA pode assumir é 100. Isto reduz a possibilidade da expressão realizar estimativas corretas, visto que parte considerável dos pares de dados usados no ajuste têm rendimentos superiores a 1 ton/ha, explicando, deste modo, o desempenho verificado pelo coeficiente de determinação.

4.10.5.2. Rendimento relativo

O ajuste do modelo com a rendimento relativo, identificou, por *stepwise* o conjunto de quatro modelos com coeficiente de determinação máximo de 0,762. As tabelas 4-33, 4-34 e 4-35 apresentam as variáveis escolhidas, ANOVA e os testes de significância dos coeficientes calculados para cada modelo.

Tabela 4-33 Sumário dos modelos de regressão linear múltipla regional (rendimento relativo)

Modelo	Variáveis introduzidas	r	r ²	r ² Ajustado	Erro padrão
1	LSWI 07	0,693	0,481	0,458	0,07337
2	EVI 09	0,782	0,612	0,576	0,06486
3	EVI 07	0,840	0,705	0,663	0,05783
4	ETr/ETm 13	0,873	0,762	0,715	0,05322

Tabela 4-34 Tabela ANOVA do modelo Regional (rendimento relativo)

Modelo		Soma dos quadrados	df	Quadrado médio	F	Sig.
1	Regressão	0,115	1	0,115	21,280	0,000
	Residuo	0,124	23	0,005		
	Total	0,238	24			
2	Regressão	0,146	2	0,073	17,335	0,000
	Residuo	0,093	22	0,004		
	Total	0,238	24			
3	Regressão	0,168	3	0,056	16,757	0,000
	Residuo	0,070	21	0,003		
	Total	0,238	24			
4	Regressão	0,182	4	0,045	16,038	0,000
	Residuo	0,057	20	0,003		
	Total	0,238	24			

Tabela 4-35 Teste t dos coeficientes do modelo regional (rendimento relativo)

Modelo	Coefficientes	Erro padrão	t	Sig.
1 (Constante)	0,294	0,122	2,404	0,025
LSWI 07	0,960	0,208	4,613	0,000
2 (Constante)	-0,098	0,180	-,546	0,591
LSWI 07	0,952	0,184	5,175	0,000
EVI 09	0,795	0,292	2,727	0,012
3 (Constante)	-0,040	0,162	-,245	0,809
LSWI 07	10,141	0,180	6,352	0,000
EVI 09	1,350	0,337	4,002	0,001
EVI 07	-0,823	0,319	-2,582	0,017
4 (Constante)	-0,209	0,168	-1,244	0,228
LSWI 07	1,246	0,172	7,239	0,000
EVI 09	1,396	0,311	4,488	0,000
EVI 07	-0,869	0,294	-2,957	0,008
ETr/ETm 13	0,127	0,058	2,190	0,041

$$\frac{Y_o}{Y_m} = 1,246 \cdot LSWI_7 + 1,396 \cdot EVI_9 - 0,869 \cdot EVI_7 + 0,127 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_{13} \quad (4-8)$$

O modelo quatro se mostra o mais adequado para estimativas regionais de rendimento relativo do milho, incluindo variáveis que refletem o vigor da cultura e a condição hídrica nos períodos da formação e maturação no ciclo do milho em que se espera que situações de estresse sejam determinantes na definição do rendimento de grãos final.

A equação 4-8 se mostra a mais adequada para a estimativa de rendimentos do milho, no conjunto de expressões geradas tanto a nível distrital como regional. A expressão regional, que inclui o rendimento médio apesar de possuir uma amostra maior tem um baixo desempenho pelo coeficiente de determinação. O desempenho superior demonstrado pela maioria das expressões matemáticas encontradas a nível distrital não supera a maior robustez da expressão 4-8, sendo que a mesma apresenta um coeficiente de determinação satisfatório (r^2).

4.10.6. Avaliação dos modelos

O coeficiente de determinação (r^2) é um bom indicador de desempenho de modelos de regressão por indicar a proporção da variação da variável dependente que a(s) variável(is) independentes conseguem explicar. No entanto, outros testes podem ser feitos de modo a verificar a viabilidade das expressões dos modelos gerados por regressão linear múltipla. Um dos mecanismos alternativos de avaliação é pelo RMSE do modelo, que indica o desvio médio das estimativas dos modelos sobre a variável dependente nos modelos. No caso

específico de modelo de estimativa de rendimentos médios, os RMSE são dados em toneladas por hectare, enquanto que para a estimativa por rendimento relativo. o mesmo é proporcional ao rendimento máximo do distrito. A tabela 4-36 apresenta as expressões dos modelos e sua respectiva avaliação.

Em geral, todos modelos ajustados com o rendimento relativo têm um desempenho superior aos ajustados pelo rendimento médio. Isto reforça o uso da expressão do modelo regional de rendimentos relativos para estimativa de rendimentos do milho sobre a área de estudo (equação 4-8). A expressão do modelo regional de estimativas de rendimentos inclui ambos os conjuntos de dados, com um desvio médio de 9,43 % em relação ao rendimento máximo do distrito.

Tabela 4-36 Avaliação das expressões dos modelos

	Modelo	r ²	RMSE
Gondola	$Y(\text{ton} / \text{ha}) = 1,132 + 0,532 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_9 - 0,871 \cdot LSWI_8$	0,948	0,0247
	$\frac{Y_o}{Y_m} = 0,969 + 0,446 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_9 - 0,754 \cdot LSWI_8$	0,918	0,0209
Manica	$Y(\text{ton} / \text{ha}) = 2,123 \cdot LSWI_8$	0,605	0,0677
	$\frac{Y_o}{Y_m} = 2,419 \cdot EVI_8 - 1,156 \cdot NDVI_6$	0,852	0,0325
Sussundenga	$Y(\text{ton} / \text{ha}) = 0,658 + 0,485 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_{10}$	0,605	0,1627
	$\frac{Y_o}{Y_m} = -2,087 + 4,489 \cdot NDVI_8 - 1,441 \cdot EVI_2$	0,956	0,2308
Regional	$Y(\text{ton} / \text{ha}) = 0,010 \cdot ISNA_7$	0,225	0,1539
	$\frac{Y_o}{Y_m} = 1,246 \cdot LSWI_7 + 1,396 \cdot EVI_9 - 0,869 \cdot EVI_7 + 0,127 \cdot \left(\frac{ETr}{ETm} \right)_{13}$	0,762	0,0943

4.11. Considerações sobre os Modelos

As expressões dos modelos apresentadas usam produtos de dados de sensoriamento remoto, como índices espectrais, e estimativas de elementos meteorológicas baseados em modelos de previsão de tempo para estimativa de rendimento do milho sobre a área de estudo. Vale a pena

fazer referências a algumas limitações do estudo decorrente do uso desse gênero de dados. O uso de estimativas de elementos meteorológicos como fonte de dados de variáveis agrometeorológicas introduzidas no ajuste do modelo é considerando um limitante ao desempenho dos modelos de estimativas de rendimento do milho. As estimativas de elementos meteorológicos da ECMWF são resultados de modelos de previsão meteorológicas e recolhidos e aplicados em monitoramento e previsão de safras na Europa pela MARS *Unit (Monitoring Agriculture ResourceS)* da JRC (*Joint Research Centre*). A principal preocupação do uso de estimativas de elementos meteorológicos em modelos operacionais de previsão de rendimentos é a sua acurácia espacial e temporal (Rojas, 2003). Melo e Fontana (2006b) e Rojas (2003) avaliaram as estimativas de elementos do ECMWF no Rio grande do sul-Brasil e Quênia respectivamente, confirmando a sua aplicabilidade. Mabilana et al (2010) comparou registros mensais de precipitação pluvial de Sussundenga com estimativas do do modelo da ECMWF, verificando uma boa associação entre eles, apesar da superestimativa em meses com precipitação pluvial entre 0 e 50 mm e subestimativa em meses com valores superiores a 200 mm. Mesmo que as estimativas de elementos meteorológicos evidenciem a possibilidade de substituição dos registros de campo, o uso dos dados de estações para essas aplicações continuam sendo ideais para fins de monitoramento e previsão de safras.

Na indisponibilidade de informação sobre o calendário agrícola nos anos de análise, que poderia auxiliar na definição do período de semeadura e ciclos do milho, foi definido um critério para determinar período de semeadura e definição do ciclo médio da cultura. Apesar do critério aplicado se basear em estratégias de semeadura características do setor familiar e constituir uma boa alternativa, as informações de calendário agrícola não se comparam as informações de campo.

A consideração mais importante diz respeito a resolução espacial dos dados espectrais. O sensor MODIS possui uma resolução espacial máxima de 250 metros, que corresponde a uma área de 6,25 hectares, superior a área média de explorações agrícolas em Moçambique que de acordo com MICOA (2002) está na ordem de 1,3 hectares. Se considerarmos um cenário em que as explorações agrícolas se encontram fragmentadas no espaço, a resolução espacial do sensor MODIS pode não ser a mais adequada para extração de feições espectrais dos cultivos em campo em Moçambique. Porém, neste sistema de produção o tamanho das explorações agrícolas no setor familiar é condicionado pela força de trabalho e definido pelo tamanho do agregado familiar, nesta ordem de idéias, espera-se que as grandes áreas de exploração agrícolas se localizem nas grandes concentrações populacionais rurais e que haja menor

dispersão das explorações. A resolução temporal do sensor MODIS constitui um atributo que de certo modo supera o constrangimento da menor resolução espacial quando este é usado para aplicações agrícolas. Se tratando de cultivos anuais com ciclo de até quatro meses, é necessário que se obtenha imagens com relativa frequência de modo que se faça o monitoramento do seu vigor em todos os estádios fenológicos do milho. O sistema de cultivo em consórcio característico em Moçambique inviabiliza a possibilidade de um mapeamento específico do milho na região, mas dada a importância e a significativa porção de terra alocada para o milho no setor familiar a modelagem de rendimentos do milho foi implementada sobre o mapa de áreas agrícolas. A técnica de mapeamento de áreas agrícolas apresentada explora a dinâmica temporal da cobertura vegetal por meio dos dados do sensor MODIS. Este mapeamento, apesar de não possuir validação em campo, é baseado em pressupostos teóricos sólidos. Rojas (2007) ajustou com sucesso modelo de estimativa de rendimentos com dados de NDVI/SPOT VGT com resolução de 1 km em campos fragmentados de milho no Quênia.

O EVI e o LSWI possuem efetivamente uma resolução espacial de 500 m uma vez que as bandas do azul e infravermelho de ondas curtas respectivamente são usadas para o seu cálculo, este pode também ser uma fator aditivo nas limitações do desempenho dos modelos gerados no trabalho. O modelo regional final inclui ambos os índices no termo espectral da expressão matemática final.

As limitações à aplicação dos dados para ajuste do modelo agrometeorológico espectral sobre a área de estudos deverão ser consideradas na sua implementação, porém não inviabilizam o seu uso e provável operacionalização logo que efetuadas as validações necessárias.

As grande vantagens do uso desta metodologia para fins de segurança alimentar, reside na facilidade de obtenção de dados para ajuste que se encontram disponíveis para *download* na internet sem qualquer custo monetário e a um nível de processamento elevado (caso concreto das imagens MODIS: correção atmosférica e georeferenciamento), reduzindo o tempo de calibração e/ou normalização necessárias em análises multitemporais. A aplicação de modelos de regressão linear para o ajuste dos parâmetros constitui outro ponto positivo, por permitir uma flexibilidade temporal e espacial na estimativa dos parâmetros e serem de fácil implementação em pacotes estatísticos.

5. CONCLUSÕES

A implementação da metodologia para identificação de áreas agrícolas por análise de séries temporais de NDVI do sensor MODIS, superestimou as áreas de milho divulgadas pelas estatísticas agrícolas oficiais sobre a área de estudo. Porém, esta se torna válida na medida em que se baseia em pressupostos teóricos sólidos como: estratégias de semeadura, a duração do ciclo e o perfil temporal de índices de vegetação de culturas agrícolas anuais. Considera-se, portanto, o mapa construído representativo de áreas agrícolas para todo o período em análise (2000 a 2009).

As variáveis agrometeorológicas e espectrais apresentaram uma relação direta com os rendimentos médios e relativos do milho, tanto a nível distrital como regional, excetuando o distrito de Mossurize. É, assim, possível gerar expressões de modelos de estimativa de rendimento médio ou relativo do milho usando apenas variáveis de cada um dos grupos a nível distrital. Isto evidencia a potencialidade, tanto do termo agrometeorológico quanto do termo espectral, em explicar as variações inter anuais do rendimento do milho na área de estudo.

O ajuste de modelos que incluem simultaneamente variáveis independentes provenientes de ambos grupos (agrometeorológica e espectral) resultam na melhoria das estimativas de rendimento, verificado pelo aumento do coeficiente de determinação e redução do erro padrão, tanto a nível distrital quanto regional na área de estudo.

A expressão do modelo mais adequada para a estimativa de rendimentos do milho inclui tanto variáveis espectrais quanto agrometeorológicas, tendo com variável dependente o rendimento relativo e aplicada a nível regional. O modelo explicou 76,2 % das variações inter anuais no rendimento do milho, com o RMSE de 9,45 % em relação ao rendimento máximo verificado a nível distrital. As variáveis espectrais se sobrepõem às agrometeorológicas na explicação das variações anuais do rendimento do milho.

Expressões matemáticas geradas a partir do ajuste de modelos de estimativas de rendimentos das culturas permitem a quantificação da produção esperada em tempo quase real servindo como importante fonte de informação para tomada de decisão sobre medidas de segurança alimentar e abastecimento.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGRAWALL R. Forecasting Techniques in Crops in PRASAD et al (Edts) **Advances in Data analytical Techniques**, Indian Agricultural Statistics Research Institute – ICARI, New Dehli, 2007.
- ALLEN, R., PERREIRA L., RAES, D. and SMITH M, **Crop Evaporation (Guideline For Computing Crop Water Requirements)**, FAO Irrigation and Drainage Paper No 56. Rome. 1998
- ANDRADE JÚNIOR, A. *et al* Parametrização dos Modelos Agro meteorológicos para a Estimativa da Produtividade da Cultura do Milho na Região de Paraíba, Piauí in **Revista Ciência Agronômica**, v37 n.2 p130-134; Centro de ciências Agrárias- ufc; Fortaleza, 2006.
- ASSIS, J.P. **Modelo estocástico para estimação da produtividade potencial de milho em Piracicaba, SP.** 2004, 168p. Tese (Doutorado), Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, 2004
- BERGAMASCHI H. e MATZENAUER R. Agrometeorologia do Milho in Monteiro J.E (Org) **Agrometeorologia dos Cultivos: Fator meteorológico na produção agrícola.** INMET, Brasília-DF, 2009.
- BOUMAN B. A. Yield prediction by crop modelling and remote sensing in Dallemard J.F e Vossen P (Edts) **Agrometeorological Models: Theory and Applications in the MARS project.** ISPRA. pp.91-104. Luxembourg. 1996.
- COUGHLIN P. **Agricultural Intesification in Mozambique: Infrastruture, Policy and Institucional Framework**, Econ Research Group, Maputo-Moçambique, 78p. 2006.
- CUMBA R. **Estratégias de Sementeira do Milho na Agricultura de Sequeiro em Moçambique;** Tese de Licenciatura, Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal- Universidade Eduardo Mondlane; Maputo, 2001.
- DIREÇÃO NACIONAL DE SERVIÇOS AGRÁRIOS- (DNSA/MINAG) **Metodologia Para Estimativas Da Produção, Superfície Cultivada E Rendimentos Da Campanha Agrícola;** Ministério Da Agricultura De Moçambique; Maputo, sem ano
- DOORENBOS, J. e PRUITT W. O. **Las Necesidades de agua de los cultivos;** Estudio FAO: Riego e Drenaje 24, Roma, 1976.
- DOORENBOS, J., KASSAM A. H. **Yield Response To Water** Food and Agriculture Organization Paper N°33, Rome, 1979.

ELACHI C. e ZYL J. V **Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing**, Wiley and Sons, second edition 552p.2006.

FAO. **Early Agrometeorological Crop Yield Assessment** Plant Production and Protection Paper N° 73, Rome, 1986.

FENSHOLT, R., e SANDHOLT, I.. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment in **Remote Sensing of Environment**, 87, 111–121. 2003.

FERRAZ P. et al. Influência do ângulo de visada na resposta espectral da cultura do feijão (*Phaseolus vulgaris* L.) in **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Florianópolis, Brasil, , INPE, p. 6335-6347, 2007.

FEWS NET **Water Requirement Satisfaction Index (WRSI)** disponível em: <http://igskmnncnwb015.cr.usgs.gov/adds/readme.php?symbol=ws>. 2007.

FONSECA, E.L. da. **Desenvolvimento de modelo da disponibilidade da fitomassa aérea para formações campestres naturais a partir de dados espectrais orbitais e agrometeorológicos**. Sao Jose dos Campos, 2004. Tese (Doutorado) Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2004. 193p.

FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A. Modelo agrometeorológico-espectral para a estimativa do rendimento de soja no Rio Grande do Sul: um estudo preliminar. **Anais... IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, INPE, p. 17-24. Santos, 1998.

FONTANA D. C. et al. **Monitoramento e previsão da safra de soja 1999/2000 no Brasil**. Relatório técnico n. 005/01. Porto Alegre: Centro Estadual de pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, 2001.

FRÉRE M. E POPOV G. **Pronóstico De Cosechas Basado En Datos Agrometeorológicos** Estudio FAO: Produccion y Proteccion Vegetal 17, Roma, 1980.

FUNK, C., BUDDE M., Phenologically-tuned MODIS NDVI-based production anomaly estimates for Zimbabwe in **Remote Sensing of Environment**, v.113 pp115-125, 2009

GALVÃO, L., FORMAGGIO, A., BREUNIG, F. Relações entre os índices de Vegetação e a produtividade de Soja com dados de visada fora do Nadir do Sensor Hyperon/EO1 in **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Natal, Brasil, INPE, p. 1095-1102, 2009.

GAO, B. C., NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space in **Remote Sensing Environment**, 58, 257–266. 1996.

GOMMES R. **An introduction to the art of agrometeorological crop yield forecasting using multiple regression**. SDNR, FAO, 38 p. 2001.

GU, L., Meyers, T., PALLARDY, S. G., HANSON, P. J., YANG, B., HEUER, M., et al. Direct and indirect effects of atmospheric conditions and soil moisture on surface energy partitioning revealed by a prolonged drought at a temperate forest site in **Journal of Geophysical Research**, 2006.

HARDISKY, M. A., KLEMAS, V., e SMART, R. M. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alternifolia* canopies in **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 49, 77–8. 1983.

HUETE A, C. JUSTICE e LEEUWEN W., **MODIS vegetation index (MOD13) Algorithm Theoretical Basis Document Version 3**, 129 p. 1999.

JACKSON, R. D., REGINATO R. J., PRINTER P. J., IDSO S.B., Canopy information extraction from composite Scene reflectance of row crops in **Applied Optics**, Vol 18 n. 2 pp.3775-3782, 1979.

JACKSON, T. J., CHEN, D., COSH, M., Li, F., ANDERSON, M., WALTHALL, C., et al., Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans in **Remote Sensing Environment**, 92, 475–482. 2004.

JENSEN, J.R., **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução: Epiphany et al. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JUSTICE, C. O ., VERMOTE, E., TOWNSHEND, J. R., DEFRIES R., ROY D.P., HALL, D.K. et al. The moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research in **IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing** vol 36 n 4 pp. 1228-1249, 1998.

KING, D. **Remote sensing and agrometeorological models for yield forecasts**. Ispra: Joint Research Centre, 1989. 25p.

KING, M. CLOSS, J.; WHARTON S. e MYERS M. **EOS data products Volume I**. 2004

KLERING E. **Avaliação Do Uso De Imagens MODIS Na Modelagem Agrometeorológica-Espectral De Rendimento De Arroz Irrigado No Rio Grande Do Sul**, Porto Alegre-Rio Grande do Sul, Dissertação (mestrado em Sensoriamento remoto), Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2007.

KUBUE, A. M. **Towards Rainwater Harvesting: Influence of Dry Spells on Maize Production in Kitale**; University of Nairobi, 2002.

KUMAR, R. Radiation from plants-reflection and emission: a review. Lafayette. Purdue

Research Foundation. (research Project n.5543), 88p. 1974.

MABILANA, H. A. **Determinação Da Data De Sementeira Do Milho A Partir De Análise De Dias Secos no distrito de Chókwè**, Projecto final; Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal – Universidade Eduardo Mondlane, 2008.

MABILANA H. A., FONTANA D.C e da FONSECA E.L. Estudo dos perfis temporais de índices de vegetação no distrito de Sussundenga-Moçambique_in **Anais XXIV Congresso Brasileiro de Cartografia 2010**, Aracajú. XXIV Congresso Brasileiro de Cartografia, 2010.

MARTIN, R. **Seasonal Maize Forecasting for South Africa and Zimbabwe Derived from an Agroclimatological Model**; Dissertação (Mestrado); Environmental Change Unit, University of Oxford, Oxford, United Kingdom; 103p. 1998.

MATZENAUER, R.; BERGAMASCHI, H.; BERLATO, M.A.; RIBOLDI, J. Modelos agrometeorológicos para estimativa do rendimento de milho, em função da disponibilidade hídrica no Estado do Rio Grande do Sul in **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, Porto Alegre, v.1, n. 2, p. 225-241, 1995.

MELO, R. W. **Modelo agrometeorológico-espectral de estimativa do rendimento da soja para o estado do Rio Grande do Sul**. 2003. 71p. Dissertação (Mestrado) Programa de Pós Graduação em Fitotecnia. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. 2003.

MELO R. e FONTANA D. C. Estimativa do rendimento de Soja usando dados do Joint Research Centre em um Modelo agrometeorológico-espectral no estado do Rio Grande do Sul in **International Workshop of Crop Monitoring and Forecast**. Montevideo. 2006.

MILTON E. J. Review Article Principles Of Field Spectrscopy in **International Journal of Remote sensing**, 8: 12, p. 1807-1827,1987.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA E DESENVOLVIMENTO RURAL-MADER. **Relatorio Geral Do Trabalho Inquérito Agrícola (TIA)**. Maputo, Moçambique, 26p. 2002.

MINISTÉRIO DA COORDENAÇÃO DA ACÇÃO AMBIENTAL-MICOA, **Relatório sobre o Estado do Ambiente**, Moçambique, 106p. 2002.

MODIS, **MODIS Vegetation Index Compositing Algorithm**, disponível em <http://tbbs.arizona.edu/project/MODIS/compositing.php> acesso em 28 de agosto de 2010. 2010.

MOREIRA M. **Fundamentos de Sensoriamento Remoto e Metodologias de aplicação** 320p.; 3ª Edição; UFV, 2007.

MURTHY V. Crop Growth Modelling and its applications in Agricultural Meteorology in **Satellite Remote Sensing and GIS Application in Agricultural Meteorology**; Department of Agronomy, College of Agriculture, ANGR Agricultural University; Rajendranagar, Hyderabad; p.235-261, 2007.

NÈGRE T. REMBOLD F. e ROJAS O. Integrated agricultural monitoring and yield forecasting for Eastern Africa: the JRC approach. Rijkse et al (eds) **Crop and rangeland Monitoring in eastern Africa for early Warning and Food Security**. Preceding of international Workshop, Nairobi.2003.

NOVO, E. M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. 3ª edição, São Paulo, Edgard Blucher, 363 p., 2008.

PONZONI, F. Comportamento Espectral da Vegetação. In: MENESES, P.R.; MADEIRA NETO, J.S., (Eds). **Sensoriamento remoto: reflectância de alvos naturais**. Brasília: UNB/EMBRAPA, 2001.

PONZONI, F. e SHIMABUKURO Y. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. Editora Parentese, São Paulo, 2007.

RAWLINGS J. O.; PANTULA S. G. e DICKEY D. A. **Applied Regression Analysis: a research tool**, Springer; 1998.

RIZZI R. e RUDORFF B, Estimativa de Produtividade de Soja por Meio de um Modelo Agrometeorológico Espectral: Estudo de caso no Rio grande do Sul in **Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Goiânia, Brasil, , INPE, p. 237-244, 2005.

ROJAS O. **Estimação Do Rendimento Do Milho Em Moçambique Utilizando O Modelo De Balanço Hídrico Da FAO**, Sistema Nacional de Aviso prévio para a segurança alimentar. DINA, Maputo. FAO- GCPS/RAF/270/DEN(MOZ), 81p., 1994.

ROJAS O. e AMADE J. **Spacial calculation of the maize yields in Mozambique using water stress model of FAO**, 1998.

ROJAS O. Comparing EMCWF Average Rainfall Estimates With CPSZ Average Interpolated Rainfall For The IGAD Region in Rijkse et al (eds) **Crop and rangeland Monitoring in eastern Africa for early Warning and Food Security**. Preceding of international Workshop, Nairobi.2003.

ROJAS O., Operational Maize Yield Model development and Validation based on remote Sensing and Agrometeorological data in Kenya in **International Journal of Remote Sensing**, Vol. 27, No. 17 p. 3775-3793, 2007.

ROUSE J. W.; HAAS Jr, R. H.; SCHELL J. A. e D. W. DEERING, Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS in **Third ERTS Symposium**, NASA SP-351 I, 309–317, 1973.

ROWLANDS A., ASHBY S., REMBOLD F. e NÈGRE T. Development of a crop assessment system for food-security, the PROFOOD study. Rijks et al (eds) **Crop and rangeland Monitoring in eastern Africa for early Warning and Food Security**. Preceding of international Workshop, Nairobi.2003.

RUDORFF, B.F. e BATISTA, G.T., Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological- spectral models in **Remote Sensing of Environment**, 33, pp. 183–192. 1990.

SAVIN I. e NÈGRE T., Relative time NDVI mosaics as an indicator of crop growth, **Remote sensing CDS-72 SPIE Publications**. 2003.

SENAY G., VERDIN J., SMITH R. **Crop Yield Comparison Between Two Methods: Energy Balance (EWBMS) And Water Balance (WRSI)**; FEWS NET, USGS/EROS Data Center; South Dakota, 2001.

SITOE T. A. **Agricultura Familiar em Moçambique: Estratégias de desenvolvimento Sustentável**, Maputo, 2005.

SOARES, J.V.; BATISTA G. e SHIMABUKURO Y. Histórico e descrição do sensor MODIS in RUDORFF, B et al (org) **O Sensor Modis e Suas Aplicações Ambientais no Brasil**. São José dos Campos, SP: Ed. Parentese,417p., 2007.

WALKER, T. et al **Estabelecimento de Prioridades para a Investigação Agrária no Sector Público em Moçambique Baseado nos Dados do Trabalho de Inquérito Agrícola (TIA)**, Relatório de Pesquisa No3P, Direção de Formação, Documentação e Transferência de Tecnologias- Instituto de Investigação Agrária de Moçambique (DFDIT-IIAM),72p. Maputo-Moçambique, 2006

WORLD BANK. **Mozambique Country Economic Memorandum: Sustaining Growth and Reducing Poverty**. Report 32615-MZ, 210p. 2005.

XIAO, X., Boles, S., LIU, J., ZHUANG, D., FROLKING, S., Li, C., et al. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images in **Remote Sensing of Environment**, 95, 480–492. 2005.