

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

Dinâmica Temporal de Índices de Vegetação no Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai e suas Relações com os Elementos Meteorológicos Regionais

Tese de Doutorado

Ana Paula Luz Wagner

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

ANA PAULA LUZ WAGNER

DINÂMICA TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO PAMPA DO RIO
GRANDE DO SUL E URUGUAI E SUAS RELAÇÕES COM OS ELEMENTOS
METEOROLÓGICOS REGIONAIS

Porto Alegre
2013

ANA PAULA LUZ WAGNER

DINÂMICA TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO PAMPA DO RIO
GRANDE DO SUL E URUGUAI E SUAS RELAÇÕES COM OS ELEMENTOS
METEOROLÓGICOS REGIONAIS

Tese de Doutorado apresentada como
requisito parcial para a obtenção do Título de
Doutor em Sensoriamento Remoto.

COMISSÃO ORIENTADORA

Prof. Dra. Denise Cybis Fontana (orientadora)

Prof. Dr. Jorge R. Ducati

Prof. Dr. Paulo de Faccio Carvalho

ORIENTADOR DE ESTÁGIO NO EXTERIOR

Prof. Dr. Clyde W. Fraisse

Porto Alegre

2013

Dedico esta tese aos meus amores Leandro, Lucas e Ian e a minha querida mãe, os quais tiveram o amor e a paciência de sempre apoiar e acreditar nesta conquista.

AGRADECIMENTOS

À professora Denise Fontana, minha orientadora, apoiadora, incentivadora e exemplo humano sempre presente nas minhas atividades profissionais e pessoais.

Ao professor Clyde Fraisse, pela orientação durante o estágio de doutorado no exterior, e pelos seus incontáveis incentivos e confiança.

Ao professor Jorge Ducati, por sua amizade e apoio nos momentos mais cruciais.

À UFRGS e ao Programa de Pós-graduação em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, e seus professores e funcionários, pela excelente contribuição na minha formação.

À Universidade da Flórida, pelo acolhimento e infra-estrutura oferecida.

À CAPES, através da bolsa de estágio de doutorado no exterior e ao Departamento de Agricultura e Bioengenharia da UF, pelo apoio financeiro.

À FEPAGRO e INMET pela disponibilização de dados de estações meteorológicas no Rio Grande do Sul e ao INIA pelos dados no Uruguai.

Ao pesquisador Augustín Gimenez (INIA) e ao professor Élvio Giasson (UFRGS) pela disponibilização de dados de CC e PMP para cada tipo de solo das estações da INIA/Uruguai e do RS, respectivamente.

Ao meteorologista do INMET, Luiz Renato Lazinski, pelos contribuições nas questões do clima do sul do Brasil e Uruguai.

Ao professor Pierre Gautreau, da Universidade de Sorbonne, pela disponibilização de material sobre cartografia histórica do Pampa e discussão de parte dos resultados.

Aos professores Eliana Lima da Fonseca, Eliseu Weber e Paulo de Faccio Carvalho, pela participação na banca de qualificação e valiosas contribuições ao projeto de pesquisa.

Ao professor Heinrich Hasenack, pela disponibilização do laboratório de Geoprocessamento do Centro de Ecologia da UFRGS para o processamento inicial das imagens MODIS e pelo shapefile com as ecorregiões das Savanas Uruguaias.

Ao colega e amigo Eduardo Monteiro Gelcer, pelo precioso auxílio na construção do banco de dados das estações meteorológicas, cálculo da ETo/RS e ARID, bem como leitura e discussão de grande parte dos resultados.

Ao colega e amigo Marcelo Wallau, grande conhecedor das pastagens da região do Pampa, pelas excelentes discussões sobre fisiologia e solos do Pampa.

À colega e amiga Ana Paula Cordeiro, por seu incentivo e sempre atenção às publicações importantes nesta pesquisa.

Aos colegas de laboratório (UF), Carlos, Dan, Eduardo, Hermes, José Henrique, Marta, Tiago e Verona, pela amizade e auxílio, e pelo curso de Introdução à linguagem R do Tiago.

A preciosa amiga Patricia Quadros, pela sua amizade e generosa acolhida em sua casa em Gainesville.

Ao meu irmão Artur, pelo incentivo e grande ajuda nas discussões de estatística.

Aos meus amigos, colegas e a todos que contribuíram direta ou indiretamente para a realização desta pesquisa.

Ao meu professor de metafísica, Orlando Trentini, que esteve passo-a-passo me apoiando espiritualmente nesta jornada.

Aos meus pais, Marli e Gerd Wagner, por acreditarem neste sonho e nunca deixarem de me conduzir com suas palavras de amor e carinho.

Ao meu querido Leandro, marido e companheiro da estrada da vida, por sua paciência e amor incondicional, e aos meus tesouros Lucas e Ian, por mostraram como a vida é preciosa.

E finalmente, à Deus, o grande Eu Sou, a Mente infinida, aquele que fez este trabalho.



Poema

*O grilo procura
no escuro
o mais puro diamante perdido.
O grilo
com as suas frágeis britadeiras de vidro
perfura
as implacáveis solidões noturnas.
E se o que tanto busca só existe
em tua límpida loucura
- que importa? -
isso
exatamente isso
é o teu diamante mais puro!*

Mário Quintana
1906 - 1994

DINÂMICA TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO PAMPA DO RIO GRANDE DO SUL E URUGUAI E SUAS RELAÇÕES COM OS ELEMENTOS METEOROLÓGICOS REGIONAIS¹

Autor: Ana Paula Luz Wagner

Orientador: Denise Cybis Fontana

O objetivo da pesquisa foi descrever os padrões da dinâmica espaço/temporal dos índices de vegetação do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai e identificar a relação que se estabelece entre eles e a variabilidade climática interanual. O estudo foi conduzido em áreas de campos ao longo de treze compartimentos na área de estudo. Foram utilizados dados de imagens de séries temporais de índices de vegetação de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e EVI (*Enhanced Vegetation Index*) do sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), medidas de superfície de 20 estações meteorológicas, de dados de MEI (*Multivariate ENSO Index*), e o índice de seca ARID (*Agricultural Reference Index for Drought*), para o período de fevereiro de 2000 a agosto de 2011. Os índices de NDVI e EVI apresentam padrões médios temporais similares entre si, com as maiores variabilidades no verão, picos máximos em março e setembro e mínimos valores no inverno. Contudo, o EVI apresentou o maior potencial para a detecção de variações anuais. Nas relações entre a resposta da cobertura vegetal de campos às condições climáticas, observou-se que a variável climática limitante ao crescimento dos campos foi dependente da estação do ano e relacionada às exigências bioclimáticas da vegetação. As oscilações das condições climáticas estacionais atuaram de forma diferente com respeito à região e à estação do ano na resposta dos índices de vegetação. A alta variabilidade interanual observada nas variáveis meteorológicas em parte foi associada ao fenômeno El Niño/Oscilação Sul (ENOS). Foi observada sazonalidade no padrão de relações entre a condição hídrica e o desenvolvimento vegetativo dos campos da região, em que o índice de seca ARID demonstrou ser eficiente para retratar espaço-temporalmente os efeitos de estresse hídrico nos campos do Pampa. Verificaram-se relações inversas entre o índice ARID e a resposta da vegetação, sendo que as maiores correlações ocorreram no verão. A variabilidade espacial que se observa na vegetação de campos, em resposta as variações de solo, relevo e manejo, não altera o padrão das relações observadas, mas sim a sua intensidade. Os resultados obtidos mostram que o que determina o padrão temporal no vigor vegetativo dos campos do Pampa do RS e Uruguai é a condição climática da região. A composição florística e o tipo de solo modulam este padrão, enquanto as condições meteorológicas são as responsáveis pela sua variabilidade interanual. Os índices de vegetação apresentam potencial para retratar as relações entre a variabilidade espaço-temporal dos padrões de vegetação campestre e o clima do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai.

¹Tese de Doutorado em Sensoriamento Remoto, Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, RS, Brasil (160 p.). Novembro, 2013.

TEMPORAL DYNAMICS OF VEGETATION INDICES IN THE PAMPA OF RIO GRANDE DO SUL AND URUGUAI AND THEIR RELATIONS WITH REGIONAL METEOROLOGICAL ELEMENTS¹

Author: Ana Paula Luz Wagner

Advisor: Denise Cybis Fontana

The objectives of the present research are to describe the patterns of the time/space dynamics of vegetation indices in the Pampa of Rio Grande do Sul and identify the relations established between these indices and the inter-annual climate variability. This study was performed over pasture regions that were partitioned in thirteen grassland over the research area. We used image data from different time series of NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), EVI (Enhanced Vegetation Index) from the MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) sensor, and surface metrics collected from 20 different weather stations, time series from MEI (Multivariate ENSO Index) data, and results from estimated indices of drought ARID (Agricultural Reference Index for Drought), from February 2000 to August 2011. The NDVI and EVI indices have presented similar average time patterns, with highest peaks in the summer season and minimal values in the winter. However, the EVI presented a higher potential for the detection of annual variations. In the relations between the responses of grassland vegetation coverage to the climatic conditions, we observed that the annual season was the growth-limiting variable for the pasture growth and this was related to the bioclimatic requirements of vegetation. The oscillations in the seasonal climatic conditions had different effects on the response of vegetation indices towards the region and annual season. The high inter-annual variability observed in the meteorological variables responsible for these oscillations was partially associated to the El Niño South Oscillation (ENSO) phenomenon. We observed seasonality in the relationship patterns between the hybrid condition and the vegetative development of the regional pastures, whereas the drought index ARID was efficient for describing special-time effects of hydric stress in the Pampa grasslands. We verified inverse relationships with the response of vegetation, whereas highest correlations occurred in the summer. The spatial variation observed in the grasslands vegetation, in response to soil variations, altitude, and management, did not change the patterns of the relations observed, although they have changed their intensity. The present results show that the local climatic conditions are the critical feature that determines the temporal pattern of the vegetation vigor of pastures in the Pampa of RS and Uruguay. The floristic composition and the type of soil modulated this pattern, whereas the meteorological conditions were responsible their inter-annual variability. The vegetation indices were revealed as potential representatives for describing the relations between the space-time variations in the patterns of grassland vegetation and climate in Pampa of Rio Grande do Sul and Uruguay.

¹Ph.D thesis in Remote Sensing, Graduate Program in Remote Sensing, Federal University of Rio Grande do Sul, RS, Brazil (160 p.). November 2013.

SUMÁRIO

Apresentação da estrutura da tese	ix
Capítulo I. Aspectos introdutórios.....	1
I.1. Introdução	1
I.2. Síntese do conhecimento.....	4
I.2.1.Sensoriamento remoto.....	4
I.2.1.1. Sensoriamento remoto no monitoramento da vegetação	4
I.2.1.2. Características do sensor MODIS.....	8
I.2.1.1. Relações entre índices de vegetação e clima.....	10
I.2.2.Séries temporais	12
I.2.2.1. Análise de Séries Temporais	12
I.2.2.1.1 Modelos Paramétricos - Domínio Temporal	15
I.2.2.1.2 Modelos Não-Paramétricos - Domínio das Freqüências	16
I.2.2.2. Testes de Significância Não-Paramétricos	18
I.2.3.Características da área de estudo	21
I.3. Materiais e métodos.....	26
I.3.1.Medidas físicas	27
I.3.1.1. Produtos de imagem de satélite.....	27
I.3.1.2. Informações meteorológicas.....	31
I.3.1.3. Índices de seca e climático	33
I.3.1.4. Banco de dados	38
I.3.2.Análises temporais.....	39
Referências	42
Capítulo II.Resultados na forma de artigos científicos submetidos ou à serem submetidos para publicação	49
II.1. Artigo 1: Variability in vegetation indices in grasslands within the Pampa in RS/Brazil and Uruguay.....	50
II.2. Artigo 2: Tendências temporais de índices de vegetação nos campos do Pampa do Brasil e do Uruguai.....	66
II.3. Artigo 3: Análise de tendências nas sazonalidades dos índices de vegetação de EVI/NDVI de campos do Pampa do RS e Uruguai.....	76
II.4. Artigo 4: Inter-relações da precipitação pluvial, temperatura do ar e evapotranspiração potencial na variabilidade espaço temporal de EVI e NDVI em campos do Pampa do sul do Brasil e Uruguai.....	93
II.5. Artigo 5: Relationship between vegetation indices, Agricultural Reference Index for Drought and El Niño–Southern Oscillation in the Pampa grasslands of Southern Brazil and Uruguay.....	119
Considerações finais	142
ANEXO I: Tables for ARID calculation	145

RELAÇÃO DE FIGURAS DO CAPÍTULO I

Figura 1. a) A distribuição de todos os pixels em uma cena no espaço multiespectral do vermelho x infravermelho próximo. b) A migração de um pixel de vegetação agrícola no espaço vermelho x infravermelho próximo (Fonte: Jensen, 2009).....	6
Figura 2. Exemplo de imagens do produto MOD13Q de NDVI (à esquerda) e EVI (à direita), com resolução espacial de 250 metros, correspondente ao dia Juliano 305/2000 (nov/2000). Em destaque, o limite das na área de estudo.	7
Figura 3. Divisões dos Sistemas Ecológicos da América Latina e Caribe e localização do Pampa (Fontes: à esquerda Josse et al. (2003) e à direita www.avesargentinas.org.ar).	22
Figura 4. Mapa de remanescentes de vegetação, uso e ocupação do solo e limites dos sistemas ecológicos da área de estudo. (Hasenack et al., 2009 e 2010). ...	25
Figura 5. Evolução da área de campo natural no Uruguai. (Jaurena et al, 2013).	26
Figura 6. Máscara do total de campos e seu detalhe, em verde. (Fonte: adaptado de Hasenack et al., 2010)	29
Figura 7. Máscaras de campo à 3 níveis de distância das estações meteorológicas, 10km, 25km e 50km, e seu detalhe. (Fonte: modificado de Hasenack et al., 2010).....	30
Figura 8. Fluxograma do mapa conceitual da tese.....	41

RELAÇÃO DE TABELAS DO CAPÍTULO I

Tabela 1. Datas do produto MODIS MOD13Q e correspondência com meses do ano.....	28
Tabela 2. Coordenadas geográficas das estações meteorológicas utilizadas e número de observações úteis para os dados meteorológicos de precipitação pluvial (<i>PP</i>), temperatura máxima (<i>Tmax</i>), temperatura mínima (<i>Tmin</i>) e evapotranspiração potencial (<i>ETo</i>), no período de fev/2000 a ago/2011, totalizando 19.479 ciclos de 16 dias.	31
Tabela 3. Estações meteorológicas com características climáticas compatíveis entre FEPAGRO e INMET.	33
Tabela 4. Valores de bimensais de MEI, ao longo da série de 2000 a 2011, utilizados para a composição dos ciclos de 16 dias (Fonte: NCEP/NOAA).....	37

Apresentação da estrutura da tese

Esta Tese de Doutorado, intitulada "**DINÂMICA TEMPORAL DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO PAMPA DO RIO GRANDE DO SUL E URUGUAI E SUAS RELAÇÕES COM OS ELEMENTOS METEOROLÓGICOS REGIONAIS**", foi desenvolvida entre junho de 2010 a novembro de 2013 no Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (CEPSRM/UFRGS), em colaboração com o departamento de Agricultura e Bioengenharia da Universidade da Flórida/EUA (ABE/UF).

A Tese é composta das seguintes partes:

- **Capítulo I. Aspectos introdutórios**

Abordam sinteticamente aspectos fundamentais para a construção da tese, sua importância e representatividade para a compreensão das relações entre vegetação e clima nos campos do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai, além dos objetivos gerais, justificativas e metodologia aplicada.

- **Capítulo II. Resultados na forma de artigos científicos submetidos ou à serem submetidos para publicação**

II.1. Artigo 1: VARIABILITY IN VEGETATION INDICES IN GRASSLANDS WITHIN THE PAMPA IN RS/BRAZIL AND URUGUAY: trata da evolução espaço/temporal dos padrões de variabilidade anual e inter-anual dos índices de vegetação de NDVI e EVI, nos diferentes compartimentos de campo da área de estudo.

II.2. Artigo 2: TENDÊNCIAS TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NOS CAMPOS DO PAMPA DO BRASIL E DO URUGUAI: analisou a ocorrência de tendências em séries temporais de imagens de NDVI e EVI (MODIS) através da utilização de métodos de análise linear e tendência monotônica, com o objetivo de identificar tendências negativas nas séries.

Pesquisa Agropecuária Brasileira (submetido em: April 24, 2013).

II.3. Artigo 3: ANÁLISE DE TENDÊNCIAS NAS SAZONALIDADES DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO DE EVI/NDVI NOS CAMPOS DO PAMPA DO RS E URUGUAI: avalia a ocorrência de tendências das médias anuais e nos ciclos anuais e semi-anuais nos índices de NDVI e EVI nos compartimentos de campo, através da estimativa de parâmetros da análise de tendência harmônica.

II.6. Artigo 4: INTER-RELAÇÕES DA PRECIPITAÇÃO PLUVIAL, TEMPERATURAS E EVAPOTRANSPIRAÇÃO POTENCIAL NA VARIABILIDADE ESPAÇO TEMPORAL DE EVI E NDVI EM CAMPOS DO PAMPA DO SUL DO BRASIL E URUGUAI: descreve os padrões médios de comportamentos de variáveis meteorológicas no período de estudo e analisa as correlações entre os desvios das médias destas variáveis com os desvios dos índices de NDVI e EVI.

II.5. Artigo 5: RELATIONSHIP BETWEEN VEGETATION INDICES, AGRICULTURAL REFERENCE INDEX FOR DROUGHT AND EL NIÑO–SOUTHERN OSCILLATION IN THE PAMPA GRASSLANDS OF SOUTHERN BRAZIL AND URUGUAY: avalia as relações de causa e efeito entre o índice de aridez ARID (*Agricultural Reference Index for Drought*) e os índices de vegetação em campos à distâncias fixas em torno das estações meteorológicas. Trata das relações entre a variabilidade espaço temporal do índice MEI (Multivariate ENSO Index) e NDVI/EVI, avaliando correlações e padrões dos desvios médios dos índices de vegetação em função das fases de ENOS.

- **Considerações finais**

Apresenta as principais conclusões resultantes do estudo, bem como, as considerações finais e recomendações.

Capítulo I - Aspectos Introdutórios

Capítulo I. Aspectos introdutórios

I.1. Introdução

O Pampa, na qual a República Oriental do Uruguai e a porção meridional do Estado do Rio Grande do Sul/Brasil pertence, ocupa cerca de 2% do território nacional brasileiro, todo território uruguaio e é coberta por vegetação predominantemente campestre. O Pampa é um nome de origem Quechua, genericamente dado à região pastoril de planícies com coxilhas, entre o estado brasileiro do Rio Grande do Sul, parte leste da Argentina, a República Oriental do Uruguai e a parte sul do Paraguai, sendo um bioma que ocorre unicamente nesta região do planeta.

Na República Oriental do Uruguai os campos do Pampa ocupam mais de 70% do seu território e se estendem, em parte, nas pradarias da América do Sul temperada que vão ao leste da Argentina e sul do Brasil. No Estado do Rio Grande do Sul, as áreas campestres ou florestais sem qualquer uso atualmente estão reduzidas e os remanescentes desta vegetação têm sido agrupados em áreas não campestres e campos.

Na busca de atendimento à demanda mundial de alimentos e da própria expansão agrícola, entretanto, este bioma teve grandes áreas de sua cobertura vegetal alterada. Nas últimas décadas, pressões antrópicas têm sido impostas sobre ele, tais como, a expansão agrícola da década de 70 e, recentemente, a conversão de extensas áreas campestres em monoculturas de *Pinus* sp., *Acacia* spp. e *Eucalytus* spp., bem como, o incremento da produção de grãos e da pecuária.

Em adição a estas pressões antrópicas, estudos apontam que muitos sistemas agrícolas/ecossistemas já estão sendo afetados em muitas regiões do mundo em função dos efeitos associados às mudanças climáticas. Somando-se a estas pressões, pode-se incluir também as próprias alterações na variabilidade climática dos ciclos anuais aos quais estes sistemas estão sujeitos. Esta é uma região do planeta com baixo nível de vegetação intacta e de baixa estabilidade relativa climática, o que no futuro, sem apropriados níveis de ações estratégicas, poderá reduzir a qualidade dos processos ecológicos, impactando na capacidade de adaptação das espécies, a qual já pode estar excedida em virtude do grau das alterações climáticas.

Neste panorama, a vegetação pode assumir um importante papel de indicador das condições ambientais a qual pertence. O entendimento da dinâmica espaço/temporal dos padrões da vegetação permite acompanhar o padrão de resposta das espécies quando da ocorrência de intensas alterações no clima ou mudança de estação.

Em estudos com séries temporais curtas, as áreas campestres podem ser bons indicadores da resposta da variabilidade climática, pois apresentam baixo nível de tecnologia se comparada com uso agrícola e menor tempo de resposta aos efeitos de variabilidade climática do que as áreas florestais.

Diversos trabalhos já têm mostrado resultados quanto à capacidade de descrever a dinâmica sazonal da vegetação campestre e suas relações com o clima. O advento dos sensores orbitais, como é o caso do MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) permitiu obter, sobre extensas áreas, dados de índices de vegetação (IVs) como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Vegetação Melhorado (EVI), os quais estão relacionados a parâmetros biofísicos da cobertura vegetal, como biomassa e índice de área foliar.

Sob a perspectiva do sensoriamento remoto, os estudos de variabilidade temporal nos campos da região, em geral, têm sido de forma pontual, em estudos de caso ou utilizando sensores de baixa resolução espacial. Ainda que, mais recentemente, já se esteja usando sensores de média resolução, como é o caso do MODIS e índices de vegetação, tais como o NDVI e EVI, os estudos ainda não investigaram o padrões de campo neste contexto de ecorregiões. Adiciona-se também a isso, o fato de que a maioria dos trabalhos têm mostrado apenas de forma indireta/comparativa a relação de causa e efeito entre o padrão de variabilidade espaço/temporal dos IVs e a variabilidade climática.

Na abordagem espaço/temporal, não foi observado, também, estudos que tratem da dinâmica dos campos do Pampa do RS e Uruguai em séries temporais curtas, na forma integrada nos domínios de tempo e frequência. Além disso, nesta região, não foi conduzido estudo algum até o momento correlacionando os índices de NDVI e EVI/MODIS ao índice MEI (*Multivariate ENSO Index*) - relacionado ao fenômeno de El Niño Oscilação Sul - de forma conjunta com o índice de seca ARID (*Agricultural Reference Index for Drought*), relacionado com o estresse hídrico das gramíneas.

Em função destas questões esta pesquisa assumiu como hipótese que, considerando que o padrão de resposta espectral dos campos seja altamente influenciado pelas condições climáticas e sua variabilidade, é possível estimar relações mensuráveis entre índices de vegetação de EVI/NDVI oriundos de sensores de média resolução espacial, registros esparsos de estações meteorológicas e dados de séries temporais de índices de seca e climáticos.

Esta abordagem constitui-se de um valioso subsídio para contribuir na definição de estratégias mais eficientes nos sistemas de suporte a decisão dos setores ambientais e agropastoris.

Com base nesta motivação, o objetivo geral desta tese foi descrever os padrões da dinâmica espaço/temporal dos índices de vegetação em campos nos campos do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai e identificar a relação que se estabelece entre eles e a variabilidade climática interanual, baseando-se em dados de séries temporais de NDVI/EVI (MODIS), elementos meteorológicos e índices associados ao clima.

Constituíram objetivos específicos os seguintes:

- (i) identificar padrões médios de variabilidade anual e interanual e diferenciações dos IVs nos compartimentos de campo;
- (ii) avaliar a ocorrência de tendências lineares e não lineares nas séries temporais de IVs;
- (iii) avaliar a ocorrência de tendências nas sazonalidades das séries temporais de IVs;
- (iv) estudar relações empíricas entre IVs e precipitação pluvial, temperaturas (máxima, mínima, amplitude térmica), e evapotranspiração potencial, oriundas de dados de estações meteorológicas;
- (v) determinar uma relação espaço/temporal entre e o índice de seca ARID, relacionado com o estresse hídrico das gramíneas;
- (vi) determinar uma relação espaço/temporal entre IVs o índice MEI, associado à ocorrência do fenômeno El Niño Oscilação Sul.

I.2. Síntese do conhecimento

I.2.1. Sensoriamento remoto

Pode-se definir Sensoriamento Remoto como a técnica de obtenção de dados ou coleta de informações à distância, através do uso de sensores, os quais podem ser aéreos ou espaciais. Esta coleta de dados a respeito de objetos à distância é feita de modo passivo ou ativo, pela recepção ou emissão de fótons. A informação coletada, em geral, radiação eletromagnética, é freqüentemente organizada na forma de imagens.

O sensoriamento remoto da superfície da Terra utiliza as propriedades das ondas eletromagnéticas emitidas, refletidas ou difracionadas pelos objetos sensoriados, para melhorar a gestão dos recursos naturais, o uso da terra e a proteção do meio ambiente. As técnicas de sensoriamento remoto, incluindo-se o uso de imagens de satélites orbitais, permitem a quantificação de áreas de forma menos subjetiva, mais rápida e levando em conta as diferentes escalas regionais.

I.2.1.1. Sensoriamento remoto no monitoramento da vegetação

A determinação da natureza dos alvos pelas técnicas de sensoriamento remoto é baseada no fato de que diferentes materiais são caracterizados por reflectâncias próprias em cada banda do espectro eletromagnético. A reflectância, ou fator de reflexão é proporcional à razão da radiação refletida pela radiação incidente. Quando as respostas espectrais de vários materiais são conhecidas, as propriedades de alvos desconhecidos podem ser determinadas pela comparação das respostas espectrais desses alvos com dados de referência.

Quando nos detemos nos padrões de vegetação, observamos que a determinação e diferenciação da vegetação por métodos de sensoriamento remoto é possível em diferentes intervalos de comprimento de onda do espectro eletromagnético. Na região do visível a interação da radiação eletromagnética com a vegetação tem como fator determinante da reflectância os pigmentos da folha, no infra-vermelho próximo com a estrutura foliar, bem como, no infra-vermelho médio, o conteúdo de água da folha.

Na região do visível do espectro eletromagnético (0,4-0,6 μm) o padrão da reflexão é determinado pela clorofila. A radiação incidente atravessa, quase sem perda, a cutícula e a epiderme onde as radiações correspondentes ao vermelho e ao azul são absorvidas pelos pigmentos do mesófilo, causando uma reflexão característica baixa nos comprimentos de onda citados. Na região do infravermelho (0,7-1,3 μm), dependendo da espécie vegetal, a radiação é refletida em uma proporção de 30 a 70 % dos raios incidentes. A reflexão neste intervalo é causada pela mudança do índice de refração nas áreas frontais de ar/célula do mesófilo. Nos comprimentos de onda acima de 1,3 μm , o conteúdo de água das folhas influencia mais fortemente a interação com a radiação (Moreira, 2005).

O padrão espectral da vegetação é único (em relação a outros alvos naturais) e dinâmico, pois apresenta, além do seu padrão de resposta espectral, também a característica temporal destes alvos, associada à fenologia das culturas ao longo do seu ciclo (Figura 1). Assim, o sensoriamento remoto permite estender as análises da vegetação em diferentes escalas temporais e espaciais dada a natureza contínua dos dados espectrais no tempo, desenvolvendo estudos sobre o comportamento sazonal e mudanças da composição biofísica e bioquímica de dosséis (Stone et al., 1994; Mora & Iverson, 1997; Jin & Sader, 2005).

Dentre os produtos gerados a partir de técnicas de sensoriamento remoto, destacam-se os Índices de Vegetação (IVs) (Rouse et al., 1978). De modo geral, os IVs têm tido associação direta entre sua grandeza e as condições hídricas e de biomassa dos padrões de vegetação (Fontana et al., 1998). A estreita correlação entre a dinâmica espaço-temporal da vegetação e os IVs, corrobora o potencial dos mesmos no monitoramento da cobertura vegetal sobre extensas áreas (Risso et al., 2009).

Além do bem conhecido *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (Rouse et al., 1973), Huete et al. (1997) propuseram um novo Índice de Vegetação (IV), denominado *Enhanced Vegetation Index* (EVI). Em comparação, o NDVI é mais sensível à presença de clorofila, além de outros pigmentos responsáveis pela absorção da radiação solar na banda do vermelho, enquanto que o EVI é mais sensível à variação da estrutura do dossel, incluindo o Índice de Área Foliar (IAF), a arquitetura do dossel e a fisionomia da planta (Huete et al., 2002).

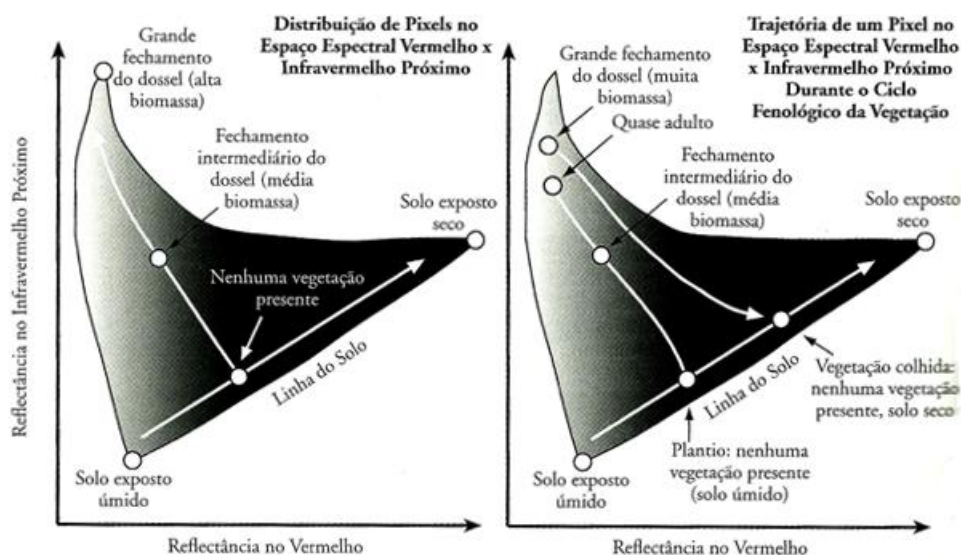


Figura 1. a) A distribuição de todos os pixels em uma cena no espaço multispectral do vermelho x infravermelho próximo. b) A migração de um pixel de vegetação agrícola no espaço vermelho x infravermelho próximo (Fonte: Jensen, 2009).

O NDVI foi criado para eliminar as diferenças sazonais do ângulo de elevação solar e minimizar os efeitos de atenuação atmosférica em imagens multitemporais (Moreira, 2005), enquanto que o EVI tem a finalidade de atenuar os efeitos do solo e da influência atmosférica de fundo do dossel sobre o monitoramento da vegetação (Huete et al., 2002).

O NDVI é obtido pela Equação 1:

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{V}}}{\rho_{\text{IVP}} + \rho_{\text{V}}} \quad (1)$$

sendo ρ_{IVP} a reflectância no infravermelho próximo e ρ_{V} é a reflectância no vermelho;

O EVI é resultante da combinação dos índices SAVI (*Soil-Adjusted Vegetation Index*; Huete, 1988) e o ARVI (*Atmosphere Resistant Vegetation Index*; Kaufman & Tanré, 1992), e obtido pela Equação 2:

$$\text{EVI} = G \frac{\rho_{\text{IVP}} - \rho_{\text{V}}}{\rho_{\text{IVP}} + C_1 \rho_{\text{V}} + C_2 \rho_{\text{A}} + L} \quad (2)$$

em que ρ_A é reflectância no azul, C_1 coeficiente de correção dos efeitos atmosféricos para a banda do vermelho ($C_1 = 6$), C_2 é coeficiente de correção dos efeitos atmosféricos para a banda do azul ($C_2 = 7,5$); L é fator de correção para a interferência do solo ($L = 1$) e G é fator de ganho ($G = 2,5$).

Os coeficientes C_1 e C_2 podem ser alterados de acordo com condições regionais, sendo os valores em parêntesis adotados nos produtos disponibilizados pelo EOS (*Earth Observing System*) do programa *Earth Science Enterprise* lançado pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*).

Ambos os índices capturam similares assinaturas sazonais das culturas ao longo do ano, mas com variabilidade na suas respostas (Wardlow et al., 2006) (Figura 2). O NDVI apresenta saturação nos seus valores, o que o torna pouco sensível à detecção de variações no aumento da biomassa vegetal a partir de uma determinada fase de crescimento das plantas (Asrar et al., 1984, Fonseca et al., 2002). Em áreas de maior densidade de biomassa, o EVI apresenta substancial melhora na sensibilidade às alterações do dossel em relação ao NDVI (Huete et al., 2002).

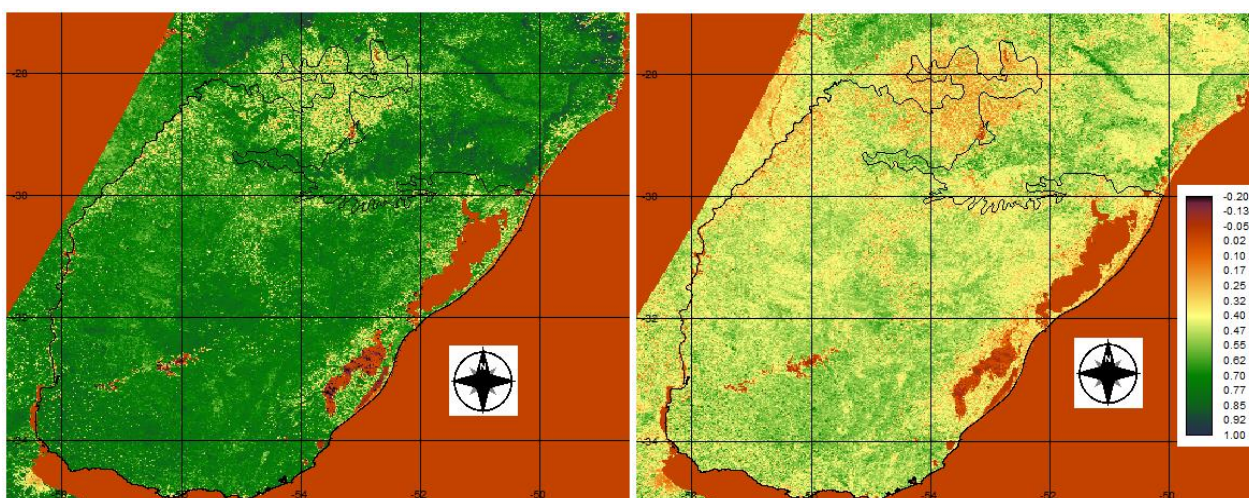


Figura 2. Exemplo de imagens do produto MOD13Q de NDVI (à esquerda) e EVI (à direita), com resolução espacial de 250 metros, correspondente ao dia Juliano 305/2000 (nov/2000). Em destaque, o limite da área de estudo.

Os dois índices destinam-se a serem utilizados de forma complementar para estudos de vegetação (Huete et al., 2002) e têm apresentado respostas ligeiramente diferentes ao longo da estação de crescimento (Wardlow & Egbert, 2010). Wardlow et al. (2006) constataram para muitos tipos de cultura, que o NDVI teve maior sensibilidade às mudanças durante o crescimento e senescência (níveis

baixos ou intermediários de biomassa verde), enquanto o EVI apresentou maior sensibilidade no pico da estação de crescimento (máximo de biomassa verde). Isso sugere-nos que o índice ideal para a discriminação de culturas e padrões de vegetação deve depender do tempo da estação de crescimento, quando as classes de culturas específicas são mais espectralmente separáveis (Wardlow & Egbert, 2010) .

I.2.1.2. Características do sensor MODIS

As imagens de satélite representam importante fonte de informação para o propósito de conhecer a distribuição espacial da superfície terrestre, das formações vegetais que a compõem, bem como as alterações que vem ocorrendo ao longo do tempo. Atualmente, há uma gama de satélites orbitais disponíveis oferecendo diversos produtos destinados ao mapeamento e monitoramento ambiental e dos padrões de vegetação.

Neste contexto, encontra-se o programa *Earth Science Enterprise*, lançado em 1991 a fim de desenvolver satélites, produtos e ferramentas destinadas ao estudo intensivo da Terra, dando suporte ao monitoramento agrícola e das florestas através de imagens de sensores orbitais capazes de permitir inferências sobre a dinâmica espaço-temporal da superfície do planeta (Risso et al., 2009). O sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*), lançado em dezembro 1999, advém deste programa e foi projetado para permitir observações da Terra, oceano e atmosfera a cada dois dias, sensoriando as regiões do espectro eletromagnético do visível ao infravermelho.

O sensor MODIS é o principal instrumento a bordo do satélite Terra (EOS AM-1), um dos Sistemas de Observação da Terra da NASA. Este sensor adquire dados em 36 bandas espectrais que se situam entre 0.4 e 14.4 μm e se distribuem em diferentes grupos de resolução espacial, escolhidas para a observação de feições das propriedades das nuvens, temperatura da superfície dos oceanos e dinâmica e propriedades da vegetação na cobertura terrestre (Leeuwen et al., 2006).

Em termos de características gerais, tem tamanho do pixel em terra variando de 250 a 1.000m conforme a banda, além de largura da área observada de 2.330 km em fileira. A radiância máxima está quantificada com classe dinâmica de 12 bits,

está a 705 Km de altitude em órbita síncrona solar polar e passagem no Equador às 10h30h ou 13h30.

Dentre os 55 produtos disponibilizados pelo EOS derivados do sensor MODIS, destaca-se os produtos relacionados à vegetação, em especial, o produto MOD13Q1, de índices de vegetação, com amplas aplicações em estudos de cobertura vegetal. Este produto possui os índices de vegetação de NDVI e EVI em composição de 16 dias e 250 metros de resolução espacial em formato *Hierarchy Data Format* (HDF). Na construção da imagem de composição para a geração dos produtos NDVI e EVI, quando os dados coletados no período de 16 dias fornecerem um número de imagens maior que 5, é aplicado o modelo de reflectância bidirecional de Walthall (BRDF) (Walthall et al., 1985). Quando o número de imagens no período de 16 dias for menor do que 5 (devido a cobertura de nuvens), então o modelo aplicado será *Constraint View angle Maximum Value Composite*(CV-MVC), que age selecionando o pixel de maior valor coletado para a geração da imagem final (Huete et al, 1999).

Recentemente, EOS iniciou uma atualização dos produtos de imagens de índices de vegetação do sensor MODIS, através do reprocessamento de toda série de imagens (versão V005) pela aplicação de algoritmos que resultaram na diminuição dos efeitos de nuvens e aerossóis nas imagens (Huete, 2006). Novos parâmetros também foram adicionados, bem como melhorias na capacidade de detecção de mudanças nos produtos disponibilizados (Huete, 2006). Ainda assim, Wang et al. (2012) aponta problemas com respeito a degradação do sensor nas séries temporais de NDVI/MODIS, os quais merecem atenção em análises de séries temporais.

Este produto tem sido largamente empregado para estudos ambientais e da vegetação. Entre as diversas aplicações é possível encontrar trabalhos voltados ao mapeamento e monitoramento de culturas agrícolas (Wardlow & Egbert, 2010; Rosembach et al., 2010, Wagner et al., 2011), em estudos das relações entre fenologia e elementos meteorológicos (Bradley & Gerard, 2011; Trentin & Fonseca, 2011; Baeza et al., 2011; Kuplich et al., 2013), tendências e sazonalidades (Jong & Bruin, 2011; van Leeuwen et al., 2013; Silveira et al., 2013), entre outras. A rápida e ininterrupta disponibilização das imagens MODIS oferece condições para análises regulares na vegetação em escala regional e global, permitindo a avaliação de aspectos fenológicos dos padrões de vegetação e detecção de mudanças no uso e cobertura do solo (Huete et al., 2002).

I.2.1.1. Relações entre índices de vegetação e clima

De um modo geral, a distribuição espacial e temporal da cobertura vegetal de uma região é diretamente influenciada por fatores ambientais, tais como, solo, topografia e clima (Jacóbsen et al., 2004). Com respeito às relações que se estabelecem entre clima e vegetação, o aprimoramento deste conhecimento fornece condições de aplicação em diversas questões de interesse prático e científico, tais como, aumento da produtividade agrícola, caracterização de sistemas vegetais, modelagem climática, etc (Gurgel, 2003).

Neste contexto, a utilização de Índices de Vegetação (IVs) associados às variáveis climáticas tem contribuído para avanço nas pesquisas das relações que se estabelecem entre clima versus vegetação. Diversos estudos têm mostrado que os IVs (principalmente e, historicamente, o NDVI) apresentam considerável correlação com variáveis climáticas, tais como precipitação e temperatura da superfície terrestre. Podes-se citar diversos trabalhos com enfoque neste tema, tais como, anomalias de NDVI correlacionadas com anomalias de chuva e dos principais elementos meteorológicos e a correspondência entre o NDVI e a distribuição de áreas de ocorrência de seca severa e de escassez (Hellden e Eklundh, 1988; Barbosa, 1998; Wang et. al., 2003; Yuan et al. 2007), tipos de vegetação dominantes e variações interanuais associadas a mudanças nas condições ambientais (Batista et al., 1997; Gurgel, 2003), entre outros.

Yuan et al. (2007) encontrou coeficientes de regressões entre NDVI, precipitação e temperatura, cujos resultados estatísticos focaram-se nos meses de verão, cujas relações entre as variáveis são mais aparentes nas regiões nortes de média latitude. Fontana et al. (2002), correlacionaram a temperatura da superfície dos oceanos (TSM) Atlântico e Pacífico e o NDVI no Rio Grande do Sul, verificando haver associação entre eles, mas sendo dependente da época do ano e da região do Estado. Ainda, em Fontana (2007) é discutida a questão dos índices de vegetação como indicadores de respostas das plantas às condições meteorológicas, apontando para o fato de que as Combinações de Máximo Valor (CMV) e os perfis temporais de NDVI são indicadores das condições de desenvolvimento das plantas, sendo estas coberturas vegetais muito afetadas pelas condições meteorológicas.

Os Índices de Vegetação permitem estudar a dinâmica e distribuição da cobertura vegetal na superfície, demonstrando as variações apresentadas por ela em decorrência de forçantes climáticas isoladas, dos ciclos fenológicos anuais e de eventos episódicos, como é o caso do fenômeno El Niño Oscilação Sul (ENOS) (Jacóbsen et al., 2004). O ENOS é um fenômeno de grande escala que se origina no Oceano Pacífico tropical e que interfere nas condições meteorológicas, especialmente na temperatura e precipitação pluvial, com efeitos observados em distintas áreas do planeta (Tsonis & Young-Molling, 2001; Evangelista et al., 2007; Xu et al, 2009; Barreiro, 2009; Cordeiro, 2010).

Esta variação irregular em torno das condições normais do oceano e atmosfera na região do Pacífico tropical apresenta dois extremos, a fase quente ou negativa, também conhecida como El Niño, e a fase fria ou positiva, denominada La Niña. No El Niño se observa aquecimento das águas e diminuição na pressão no Pacífico leste, enquanto que no La Niña ocorre resfriamento das águas e aumento na pressão atmosférica à leste do Pacífico (Berlato, et al., 2003). Normalmente o fenômeno tem sido tratado em função de suas fases extremas do ciclo, isto é, de El Niño e La Niña.

Atualmente, inúmeros estudos têm tratado do fenômeno ENOS e como é possível monitorar a dinâmica da cobertura vegetal associada ao El Niño e La Niña. As pesquisas neste tema são destaque em diversas partes do planeta (Berlato, et al., 2003; Jacóbsen et al., 2004; Potter et al., 2007; Erasmi et al., 2009; Wharton et al., 2009; Kiage & Obuoyo, 2011). Gong et al.(2003), estimou a conexão entre índices climáticos e NDVI, mostrando que sistemas climáticos de larga escala podem influenciar de forma significativa a temperatura regional e o NDVI, especialmente na primavera. Também, Wagner et al. (2011) e Silveira et al. (2013) observaram a ocorrência de modificação nos padrões regulares de NDVI e EVI e assimetria da série temporal em áreas campestres do bioma Pampa, após forte estiagem seguida de vários eventos de La Niña moderado.

Os estudos, em sua maioria, mostram que os IVs são bons indicadores da resposta da vegetação aos efeitos climáticos, os quais geram modificações da temperatura média dos oceanos e interferem na ocorrência de eventos como o El Niño ou La Niña, que por sua vez, geram chuvas intensas ou estiagens.

I.2.2. Séries temporais

Série temporal é qualquer conjunto de observações ordenadas no tempo, tais como, precipitação pluviométrica anual, índices diários de poluição, registro de marés, valores mensais de temperatura, evolução anual do PIB per capita, monitoramento da vegetação com usos de índices de vegetação, entre outros. Em função disto, sua utilização é possível em diversos campos de aplicação, como engenharia, física, oceanografia, meteorologia, economia, medicina, etc. O que chamamos de série temporal é uma parte de uma trajetória, dentre muitas que poderiam ter sido observadas.

Diversas observações e simulações de processos e regimes lineares e não-lineares na natureza é registrada a partir de uma Série Temporal (ST), como por exemplo, a variabilidade interanual da temperatura e radiação solar, a ocorrência de marés, a insolação diária, etc.

I.2.2.1. Análise de Séries Temporais

A análise de séries temporais é o conjunto de métodos e técnicas matemáticas que permitem tratar estatisticamente estas observações temporais. Ao fazer uma análise de uma série temporal podemos estar interessados, por exemplo, em investigar o mecanismo gerador da série temporal através da determinação de relações entre variáveis causadoras, fazer previsões de seus valores futuros, descrever apenas seu comportamento ou, até mesmo, procurar periodicidades relevantes nos dados.

Há basicamente, dois enfoques utilizados na análise de séries temporais, ambos com o mesmo objetivo de construir modelos para as séries, com propósitos determinados. No primeiro enfoque, a análise é feita no domínio temporal e os modelos propostos são modelos paramétricos (com número finito de parâmetros). No segundo enfoque, a análise é conduzida no domínio das frequências e os modelos são não paramétricos (com número infinito de parâmetros) (Morettin & Toloi, 2006).

Dentre os modelos paramétricos temos, por exemplo, os modelos ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), enquanto que no domínio das frequências temos como exemplo, a análise espectral. O primeiro consiste em ajustar modelos auto-regressivos integrados e de médias móveis a um conjunto de dados (Box e Jenkins, 1970; Box et al., 1994), e o segundo em decompor a série dada em componentes de frequência, em que a existência do espectro é a característica fundamental (Wiener, 1930; Cramér, 1942; Kolmogorov, 1941). Para todos os objetivos da análise de séries temporais em que possamos estar interessados, modelos probabilísticos ou modelos estocásticos são construídos, no domínio temporal ou de frequências.

Algumas definições das ST são importantes para a melhor compreensão dos modelos ou processos de previsão. É o caso do conceito de sistema dinâmico, representado pela equação 3:

$$Z(t) = \sum_{\tau=0}^{\infty} v(\tau)X(t - \tau) \quad (3)$$

em que $X(T)$, é uma série de entrada, $Z(t)$ é uma série de saída e $v(T)$ uma função de transferência.

Problemas de interesse aqui são: estimar a função de transferência $v(T)$, fazer previsões da série $Z(t)$, estudar o comportamento do sistema simulando-se a série de entrada ou controlar a série de saída.

Outra consideração relevante e muito freqüente que se faz a respeito de uma série temporal é de que ela é estacionária, isto é, que se desenvolve no tempo aleatoriamente ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável (Morettin & Tolo, 2006). Entretanto, a maior parte das séries que encontramos na prática apresenta alguma forma de não estacionariedade, em geral tendências, sendo o caso mais simples aquele em que a série flutua ao redor de uma reta, com inclinação positiva ou negativa (tendência linear).

O modelo que descreve uma série conduz, necessariamente, a um procedimento (ou fórmula) de previsão. Será necessário especificar uma função-perda, além do modelo, para se chegar ao procedimento (Morettin & Tolo, 2006). Um função-perda frequentemente utilizada é o erro quadrático médio, ainda que em

algumas ocasiões outros critérios ou funções-perda sejam mais apropriados (Brillinger, 2001).

Um importante guia de análise das propriedades de uma série temporal é fornecido por uma série de quantidades denominadas coeficientes de autocorrelação da amostra, os quais medem as correlações entre observações em diferentes distâncias. Podemos encontrar a correlação entre observações a distâncias k , chamado de coeficiente de autocorrelação de atraso k (Equação 4):

$$r_{k=} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad (4)$$

em que x é observação no tempo t , N é número de observações e k é distâncias entre observações.

Assim, dada as N observações x_1, \dots, x_N , de uma série temporal discreta, pode-se formar $(N-1)$ pares de observações chamados $(x_1, x_2), (x_2, x_3), \dots, (x_{N-1}, x_N)$. Desta forma, assume-se a primeira observação em cada par como a primeira variável, assim como a segunda observação como uma segunda variável, e assim sucessivamente a correlação entre coeficientes x_t e x_{t+1} (Chatfield, 1982).

Na prática, os coeficientes de autocorrelação são usualmente calculados a fim de determinar os coeficientes de autocovariância da série, $\{c_k\}$, que podem ser definidos com base na mesma analogia da fórmula de covariância (Chatfield, 1982), dada pela Equação 5:

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad (5)$$

em que \bar{x} é o valor médio das observações.

Na descrição dos enfoques utilizados na análise de ST (domínios temporais ou de frequências) se destacam os procedimentos estatísticos de análise e previsão de séries temporais, ou seja, procedimentos que conduzem a um modelo diretamente dos dados disponíveis, sem recorrer a uma possível teoria subjacente. Alguns destes procedimentos serão descritos sucintamente a seguir.

I.2.2.1.1 Modelos Paramétricos - Domínio Temporal

Na classe de modelos paramétricos, a análise é feita no domínio do tempo. Dentre estes modelos os mais freqüentemente usados são: (I) modelos de erro (ou de regressão); (II) modelos auto-regressivos e de médias móveis (ARMA); (III) modelos auto-regressivos integrados e de médias móveis (ARIMA); (IV) modelos de memória longa (ARFIMA), (V) modelos estruturais; (VI) modelos não lineares (Morettin & Tolo, 2006).

De um modo geral, a série temporal observada será escrita na forma de (Equação 6):

$$Z_t = f(t) + a_t \quad t = 1, \dots, N \quad (6)$$

em que $f(t)$ é chamada de sinal e a_t ruído.

Modelos de erro ou de regressão

Este é um modelo clássico e um dos primeiros a serem utilizados em Astronomia e Física. Além do caso mais simples deste modelo, isto é, o de média constante, podemos também encontrar:

(i) *Modelo de tendência linear* (Equação 7):

$$Z_t = \alpha + \beta t + a_t \quad (7)$$

em que $f(t)$ é uma função linear dos parâmetros, completamente determinada no tempo, α e β são parâmetros de coeficientes de intercepto e declividade da reta ajustada, respectivamente.

A sequência aleatória a_t é independente de $f(t)$, e se supõe que as variáveis aleatórias a_t não sejam correlacionadas, tenham média zero e variância constante (Morettin & Tolo, 2006).

(ii) *Modelo de regressão* (Equação 8):

$$Z_t = \alpha + \beta x_t + a_t \quad (8)$$

sendo x_t uma quantidade (fixa) observável. Novamente, $f(t)$ é uma função linear dos parâmetros, sendo os parâmetros estimados usando-se o método de mínimos quadrados.

(iii) *Modelo de curva de crescimento* (Equação 9):

$$Z_t = \alpha e^{\beta t + a_t} \quad \text{ou} \quad Z_t = \log \alpha + \beta t + a_t \quad (9)$$

em que $f(t)$ não é uma função linear dos parâmetros, embora $\log(Z_t)$ o seja.

O modelo de erro considera que $f(t)$ é composta pela soma de duas componentes: as flutuações cíclicas (T_t) e as variações sazonais (S_t), isto é, $f(t) = T_t + S_t$.

1.2.2.1.2 Modelos Não-Paramétricos - Domínio das Frequências

Em muitas aplicações, como a meteorologia, oceanografia ou física matemática, estamos em busca de periodicidades nos dados observados. Há duas situações que frequentemente ocorrem estas periodicidades: ou conhecemos frequências e queremos estimar amplitudes e fases ou queremos estimar amplitudes, frequências e fases.

A análise de séries temporais no domínio de frequências tem como objetivo básico aproximar uma função do tempo por uma combinação linear de harmônicos (componentes senoidais). A decomposição em senóides pode ser feita através da Análise de Fourier, cujos coeficientes são as transformadas de Fourier discretas da série ou através da Análise Espectral, com a decomposição em senóides da função de autocovariância $\gamma(t)$. A vantagem de se escrever a série no domínio das frequências está no fato de se eliminar o problema de correlação serial, pois na análise espectral os componentes são ortogonais (Morettin & Tolo, 2006).

Os modelos não-paramétricos mais utilizados são a função de autocovariância (ou autocorrelação) e sua transformada de Fourier, o espectro.

Definimos o espectro de Z (Equação 10) e a função de autocovariância (Equação 11) como pares de Fourier:

$$f(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \gamma_{\tau} e^{-i\lambda\tau}, \quad -\pi \leq \lambda \leq \pi \quad (10)$$

e,

$$\gamma_{\tau} = \int_{-\pi}^{\pi} e^{i\omega\tau} f(\omega) d\omega, \quad \tau = 0, \pm 1, \dots \quad (11)$$

A grande problemática destes modelos está no fato de que a maior parte deles, e especialmente a Análise de Fourier tradicional, não é viável na investigação de fenômenos que possuem sinais não estacionários ou mesmo aqueles em que o sinal sofre variações bruscas de frequência (Farge, 1992). Esta deficiência requer o uso de outras técnicas, tais como a Transformada em Ondas (possui janelas móveis no tempo e no espaço, que se dilatam ou se comprimem para capturar sinais de baixa e alta frequência) ou a regressão harmônica (ajusta a Análise de Fourier em subperíodos da ST de forma mais simples nos casos de espaçamentos temporais desiguais).

Análise de Fourier, ainda que seja uma combinação linear de harmônicos, pode ser subdividida em três modelos, conforme a periodicidade dos dados: (I) modelos com uma periodicidade; (II) modelos com periodicidades múltiplas; (III) análise harmônica.

Modelos de análise harmônica

Um procedimento alternativo para descobrir periodicidades desconhecidas consiste em ajustar o modelo para todas as frequências de Fourier, isto é, ajustar o modelo (Equação 12):

$$Z_t = a_0 + \sum_{j=1}^{\frac{N}{2}-1} \left[a_j \cos \frac{2\pi jt}{N} + b_j \sin \frac{2\pi jt}{N} \right] + a_{\frac{N}{2}} \cos \pi t, \quad t = 1, \dots, N, \quad (12)$$

em que, a_0 é valor médio de Z , $\frac{2\pi}{N}, \frac{4\pi}{N}, \dots, \pi$ são as j frequências da componente de frequência $\omega_j = \frac{2\pi j}{N}$ para os N elementos da série, a e b são coeficientes de Fourier da componente de frequência ($a_j \cos \omega_j t + b_j \sin \omega_j t = R_j \cos(\omega_j t + \phi_j)$), em que R é denominado amplitude e ϕ é o ângulo de fase.

Os coeficientes de Fourier são iguais às estimativas de mínimos quadrados e a componente de frequência tem amplitude dada por $R_j = \sqrt{a_j^2 + b_j^2}$ e fase $\phi_j = \arctg\left(\frac{-b_j}{a_j}\right)$.

I.2.2.2. Testes de Significância Não-Paramétricos

Um dos problemas mais comuns na estimativa de séries temporais é a presença de contaminantes. No caso de séries temporais de imagens, poderíamos citar como exemplo, a presença de nuvens. Há muitas técnicas para estimar a qualidade e capacidade das tendências estimadas, através de técnicas de avaliação de significância de tendências, mas estes processos podem se tornar difíceis à medida que aumenta a variância.

Abaixo é apresentado o teste de significância não paramétrico de tendência monotônica de Mann-Kendall e sua variante, o teste Contextual de Mann-Kendall. Nos dois casos estas estatísticas medem o grau com que uma tendência está aumentando ou diminuindo consistentemente no tempo, determinada através do Tau de Mann-Kendall, isto é, a frequência relativa de concordâncias menos a frequência relativa das discordâncias.

Teste de Mann-Kendall

Atualmente, as análises de tendência de séries temporais têm sido realizadas através do teste de Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1975). Este teste não paramétrico é sugerido pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) para avaliação da tendência em séries temporais de dados ambientais.

A estatística S do teste é dada pela Equação 13:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sinal}(x_i - x_j) \quad (13)$$

$$\text{sinal}(x_i - x_j) = \begin{cases} 1 & \text{se } x_i - x_j < 0 \\ 0 & \text{se } x_i - x_j = 0 \\ -1 & \text{se } x_i - x_j > 0 \end{cases}$$

em que x_i e x_j são as observações no tempo e n é o número de elementos da série temporal.

Dê acordo com Mann (1945) e Kendall (1975), a estatística do teste S é aproximadamente normal quando $n \geq 8$. Quando não há valores iguais de x , então a média $E(S)$ (Equação 14) e a variância $Var(S)$ (Equação 15) são dadas por:

$$E(S) = 0 \quad (14)$$

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} = \sigma^2 \quad (15)$$

Quando há repetições nos valores a variância é dada por (Equação 16):

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_i(i-1)(2i+5)}{18} \quad (16)$$

em que t_i é o número de dados com valores iguais em certo grupo i_{th} e n é o número de grupos contendo valores iguais na série de dados em um grupo i ; o segundo termo representa um ajuste para dados censurados.

O valor positivo de S indica tendência positiva dos dados que crescem com o tempo, enquanto que o valor negativo indica tendência decrescente. Sabendo-se que S é normalmente distribuída e que tem média zero e variância dadas pelas Eqs. 15 e 16, respectivamente, pode-se testar se a tendência positiva ou negativa é significativamente diferente de zero; se S é significativamente diferente de zero, a hipótese nula H_0 (de que nenhuma tendência existe) pode ser rejeitada para certo nível de significância; inversamente, a hipótese alternativa (H_1) é aceita (Silva et al., 2010). O teste estatístico parametrizado (Z) é Equação 17.

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{para } S > 0 \\ 0 & \text{para } S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & \text{para } S < 0 \end{cases} \quad (17)$$

A presença de uma tendência estatisticamente significativa é avaliada usando-se o valor de Z . Um valor positivo de Z indica um aumento da tendência e, quando negativo, aponta tendência decrescente. Para testar a tendência monotônica crescente ou decrescente no nível de significância de p , a hipótese nula será rejeitada se o valor absoluto de Z for maior que $Z_{1-p/2}$, utilizando-se a tabela da distribuição normal cumulativa padrão (Yue e Wang 2002) (Equação 18):

$$p = 2[1 - \Phi(|Z|)] \quad (18)$$

Teste Contextual de Mann-Kendall

O teste Contextual de Mann Kendall (CMK) é baseado na lógica da Média-Regional do teste de Mann-Kendall (RAMK) (Douglas et al., 2000) e avalia a tendência dentro de uma escala regional, comprimida dentro de uma matriz de 3 por 3 vizinhos ao redor de cada pixel (embora a técnica possa ser aplicada a tamanhos estendidos de vizinhanças). Similar ao teste de Mann-Kendall, a estatística do CMK é calculada (Equação 19):

$$\bar{S}_m = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m S_j \quad (19)$$

em que \bar{S}_m é a estatística da matriz de m elementos, S_j é estatística S de Kendall para o j th vizinho e $m=9$ pixels, que incluem os 8 vizinhos e o pixel central.

A média e a variância são dadas pelas Equações 20 e 21 (Netti et al., 2011).

$$E(\bar{S}_m) = 0 \quad (20)$$

$$\text{Var}(\bar{S}_m) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18m} = \frac{\sigma^2}{m} \quad (21)$$

em que n é comprimento das séries temporais.

De acordo como o teorema do limite central, \bar{S}_m é normalmente distribuído para grandes valores de m se calculado para os *iid* (independente e identicamente distribuído) dados. Assim Z_m pode ser expressa por (Equação 22):

$$Z_m = \frac{\bar{S}_m - E(\bar{S}_m)}{\sigma/\sqrt{m}} \quad (22)$$

Entretanto, devido à correlação cruzada, a inclusão de vizinhos tende a reduzir a variância do teste de significância por diminuir sua capacidade de detecção de falsas tendências significativas (Yue e Wang, 2002). Para corrigir este viés, sugeriram-se correções temporais e espaciais nas autocorrelações de modo a minimizar o impacto destas ao teste. Wang e Swail (2001) propuseram processos iterativos para correção da correlação serial, bem como, Douglas et al. (2000) mostram como ajustes na variância durante o teste de tendência significativa pode resolver a correlação cruzada espacial (Netti et al., 2011).

De um modo geral, ainda que aplicando-se correções, observa-se que o teste CMK produz resultados que têm maior sentido intuitivo do ponto de vista geográfico se comparado com o teste MK, apresentando maior capacidade para detectar tendências em séries de tempo relativamente curtas (Netti et al., 2011).

1.2.3. Características da área de estudo

A região geográfica de estudo, em que está inserida a vegetação do Pampa, abrange todo o território da República Oriental do Uruguai e a porção meridional do Estado do Rio Grande do Sul/Brasil. Esta vegetação é conhecida por Campos (Allen et al., 2011) ou também como 'Savanas Uruguaias' (Olson et al., 2001). (Figura 3).

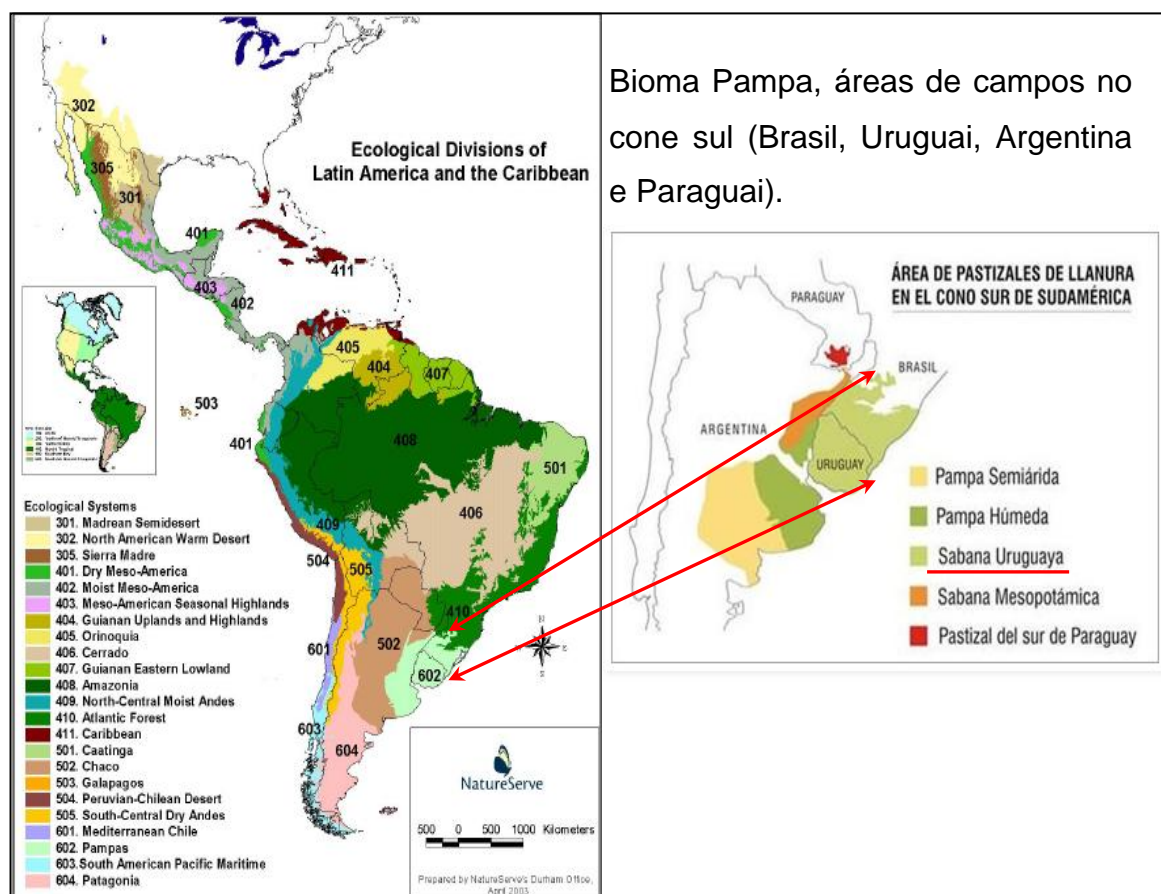


Figura 3. Divisões dos Sistemas Ecológicos da América Latina e Caribe e localização do Pampa (Fontes: à esquerda Josse et al. (2003) e à direita www.avesargentinas.org.ar).

Segundo o IBGE (2004), o bioma Pampa “compreende um conjunto ambiental de diferentes litologias e solos recobertos por fisionomias campestres”. Estas áreas de campos, entretanto, vêm sofrendo desmedida utilização, através de excessiva carga de animais, o que têm causando perda de cobertura vegetal, invasão de espécies indesejáveis, erosão do solo e impacto ambiental (Nabinger, 2009).

A porção brasileira do bioma Pampa, localizada no Estado do Rio Grande do Sul, contém parte dos Campos sul-brasileiros e inclui as regiões fitoecológicas do Planalto da Campanha, Depressão Central, Planalto Sul-Rio-Grandense e Planície Costeira (IBGE, 2004). Segundo IBGE (2004), o Pampa ocupa cerca de 63% da área do RS, em torno de 17 milhões de hectares (Hasenack et al., 2007) e representa 2,07% do território nacional. Cordeiro & Hasenack (2009) dividiram o Estado do RS em oito regiões fitoecológicas, das quais, no Pampa gaúcho, predominam a Savana-Estépica, a Estepe e Áreas de Formações Pioneiras. Todas as três são regiões fitoecológicas campestres e contribuíram com a maior perda de

área natural, a uma taxa anual de conversão de 1.012,07 km² por ano. A elevada taxa de perda de campo aponta para o fato de que as grandes manchas de áreas agrícolas se deram sobre os campos do Estado.

No Uruguai, as descrições espacialmente explícitas da cobertura e uso do solo dos campos do Rio da Prata, onde o território uruguaio se encontra incluído, são relativamente escassas, tendo o mapeamento mais recente de campos em regiões predominantemente pecuárias mostrado que elas ocupam 81,6% dos 46% do território nacional mapeado (Baeza et al., 2011).

Na subdivisão da região, o Uruguai contém subzonas dos Campos do Sul e Campos do Norte, caracterizadas por elevada importância relativa de espécies herbáceas de rota metabólica C4 e espécies lenhosas (León et al., 1992). Lezama et al. (2010), propõem a descrição da variação espacial dos campos no Uruguai em função das quatro regiões morfológicas com predominância de atividade pecuária: Costa Basáltica, Região Centro-Sul (Cristalino), Serra do leste e a Costa Sedimentar do Nordeste. Dentro de cada região, a variação florística está fortemente associada à variação macro topográfica e edáfica que ocorre na escala da paisagem. Os resultados indicaram correspondência parcial de conjuntos de espécies indicadoras em solos superficiais, bem como, nas unidades de solos profundos da Costa Basáltica e Sedimentar do Nordeste, além de grande heterogeneidade dos campos na região da Serra.

Ao longo de toda a região há o predomínio do clima subtropical do tipo *Cfa* (Clima temperado úmido com verão quente) (Köppen & Geiger, 1928), com as estações do ano bem definidas. É caracterizado por clima chuvoso, sem período seco sistemático, mas marcado pela freqüência de frentes polares e temperaturas negativas no período de inverno, que produzem uma estacionalidade fisiológica vegetal típica de clima frio seco, com intenso processo de evapotranspiração, principalmente no Planalto da Campanha do RS (Rosa et al, 2007). Em termos de normais climatológicos, a precipitação pluvial média anual desta região varia, no RS entre 1.100 e 1.600 mm, considerando o período de 1975-2005 (Rio Grande do Sul, 2011) e no Uruguai, entre 1200 a 1600 mm para o período de 1980-2009 (Castaño, 2011).

Hasenack et al. (2010) delimitou os sistemas ecológicos dos campos do Rio Grande do Sul e Uruguai em função das características dos campos, em diferentes condições de altitude, relevo, solos e uso atual da terra, sendo, na sequência, caracterizados com base na vegetação dominante. Desta análise derivaram treze

sistemas ecológicos: Campo com Barba-de-bode (C_Bar), Campo com Espinilho (C_Esp), Campo com Areais (C_Are), Campo Misto com Andropogôneas e Compostas (C_And_Com), Campo Litorâneo (C_Lit), Campo Arbustivo (C_Arb), Campo Graminoso (C_Gra), Campo de Solos Rasos (C_Ras), Campo com Flechilhas do Cristalino Central (C_Cris_Cen), Campo com Flechilhas do Cristalino Meridional (C_Cris_Mer), Campo com Flechilhas do Cristalino Ocidental (C_Cris_Oci), Campo Misto do Cristalino Oriental (C_Cris_Ori) e Floresta Estacional (FI_Est) (Figura 4). Destaca-se que esta nomenclatura foi dada de acordo como o tipo de campo predominate.

Neste mapeamento (Hasenack et al., 2010), a classe "Campo" foi delimitada através da metodologia de exclusão, isto é, foram mapeadas todas as classes exceto "Campo", considerando como base a série de imagens de índice de vegetação de NDVI/MODIS do período de fev/2000 a dez/2009. As áreas de campo, portanto, foram resultantes da sobreposição de todas as classes exceto "Campo", e, sendo assim, a mesma foi identificada pelas áreas que não pertenciam a nenhuma classe sobreposta.

Cada classe foi definida como segue:

- *classe área cultivada*: através de cálculo de diferença, utilizando-se uma imagem de composição de mínimo NDVI para a primeira quinzena de novembro e outra de máximo NDVI para a primeira quinzena de fevereiro, pressupondo que a representatividade das culturas de inverno estavam localizadas na área cultivada de verão. Para evitar problemas com falsas diferenças, somou-se um escalar de valor 2 aos valores dos índices, desta forma, se algum valor negativo estivesse presente a subtração não iria ressaltá-lo. Foram identificadas como classe "áreas de cultivo" as áreas agrícolas cuja diferença de NDVI tivessem valor superior a 0,20, valor definido por análise visual do resultado com base nas composições coloridas, falsa cor, RGB MODIS e Landsat.

- *classe mancha urbana*: foi identificada e extraída da composição de máximo valor de NDVI do mês de fevereiro, agrupando-se as células da imagem com valores de NDVI no intervalo de 0,35 a 0,55. Para separar as áreas urbanas das áreas associadas às drenagens foram utilizadas métricas relacionadas à sua forma, como o índice de compacidade, que se baseia na relação entre a área e o perímetro de cada mancha. Assim, calculou-se a área (ha) e o perímetro (m) de cada grupo de pixels dos agrupamentos e efetuou-se a divisão de um valor pelo outro. Após uma

análise dos resultados, efetuou-se uma reclassificação, selecionando as manchas com relação área/perímetro maiores que 0,01, o que permitiu separar as estruturas mais alongadas associadas às drenagens, das mais compactas relacionadas às áreas urbanizadas.

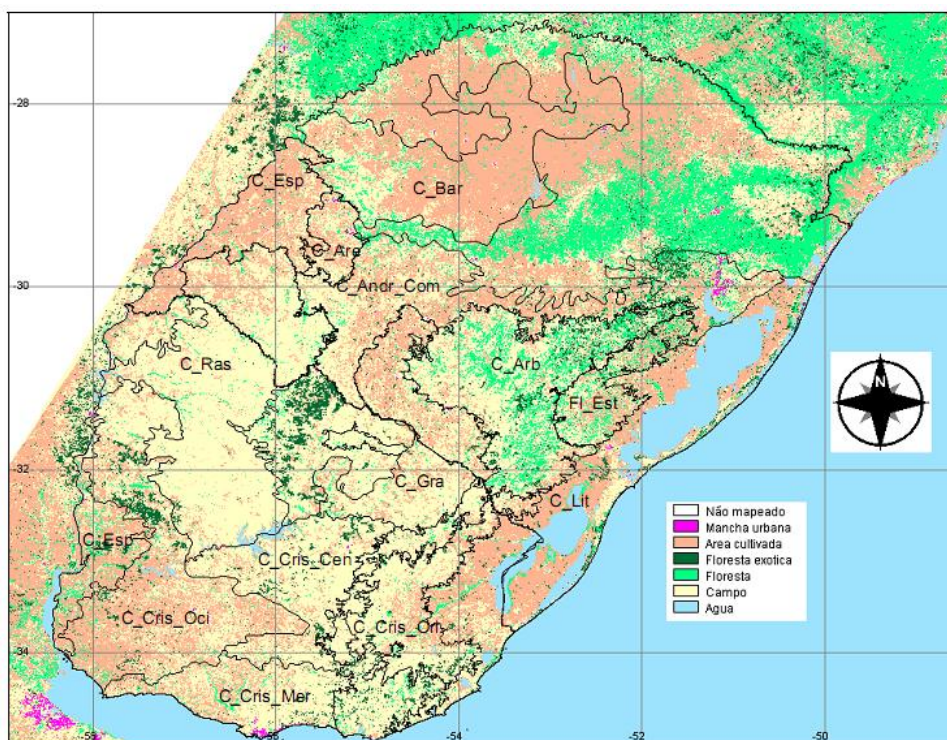


Figura 4. Mapa de remanescentes de vegetação, uso e ocupação do solo e limites dos sistemas ecológicos da área de estudo. (Hasenack et al., 2009 e 2010).

- *classe floresta exótica*: foi extraída da imagem de tendência monotônica associada ao Tau de Mann-Kendall da série de NDVI. Na imagem do Tau de Mann-Kendall, constatou-se que algumas regiões aparecem destacadas do restante (valores negativos ou positivos). A comparação visual com as imagens multiespectrais Landsat e do próprio MODIS possibilitou identificar que as áreas correspondiam a florestas exóticas. Nestas, valores positivos indicavam o crescimento de talhões e valores negativos estavam associados a cortes para a retirada da madeira. A faixa de valores que melhor possibilitou a individualização da classe floresta exótica ficou nos intervalos entre -0,72 a -0,35 e de 0,15 a 0,77.

- *classe floresta*: a imagem de intercepto resultante do ajuste da função linear da série de NDVI permitiu destacar do contexto a classe correspondente às áreas de floresta nativa, principalmente porque os maciços de floresta nativa são estáveis no tempo. Neste caso, a classe correspondeu ao agrupamento dos pixels com valores de intercepto (NDVI) iguais ou superiores a 0,74.

- *classe corpos d'água*: individualizado pela análise de componentes principais (PCA) com toda a série de imagens de NDVI, com uso de 15 componentes. Foi selecionada a primeira componente e valor de variância igual ou inferior a 3,0. Esta faixa de valores permitiu separar grandes drenagens, lagos, lagoas e açudes (aqueles visíveis na resolução da imagem).

A partir deste mapeamento, considerou-se que a classe "Campo" é o resultado da dinâmica de uso do solo do período de 2000 a 2009. Com respeito a essa dinâmica, em termos de processos de intervenção nas áreas da última década, os campos naturais no RS apresentam áreas mais consolidadas do que no Uruguai, sendo que o último teve mudanças recentes, com a redução de quase 110 mil hectares por ano de campos naturais (Jaurena et al., 2013) (Figura 5). Nota-se, entretanto, a ocorrência de certa estabilidade das áreas no Uruguai a apartir de 2009 (Figura 5), o que nos permitiu utilizar a máscara de campos do mapeamento de Hasenack et al (2010), com razoável acerto, para compor a base de identificação de áreas de campos, em cada respectivo compartimento de campo, e da qual se baseará a análise espaço/temporal desta tese.

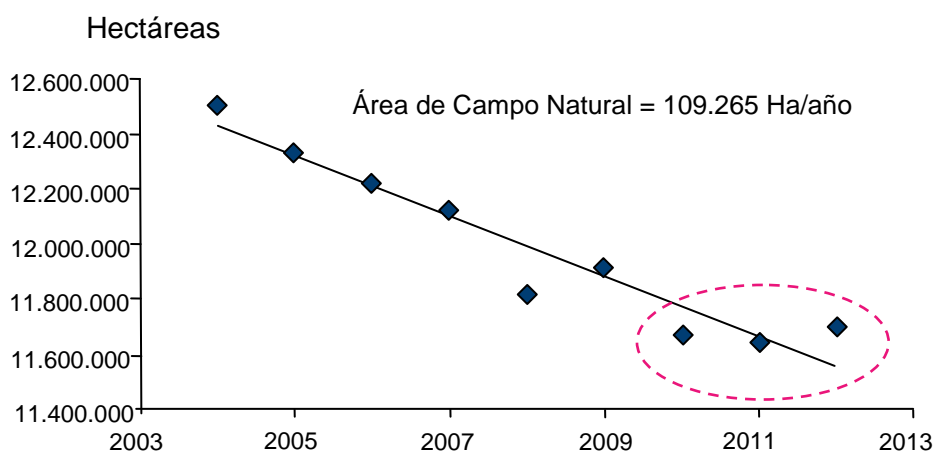


Figura 5. Evolução da área de campo natural no Uruguai. (Jaurena et al, 2013).

1.3. Materiais e métodos

As etapas metodológicas, bem como materiais utilizados foram desenvolvidos em dois momentos: (I) medidas físicas e (II) análises temporais. A primeira, diz respeito à todos os materiais e processos necessários a construção da base de dados, e a segunda, corresponde às técnicas utilizadas.

Para a modelagem de séries temporais na área de estudo utilizou-se dados de diferentes naturezas, consistindo essencialmente de produtos de imagens de satélite, informações meteorológicas e índices climáticos, processados em softwares específicos de processamento de imagens de sensoriamento remoto e geoprocessamento, especialmente, o Envi 4.2 e 4.7 (RSInc) e Idrisi Taiga e Selva (Clarklabs) e em linguagem de programação R.

I.3.1. Medidas físicas

I.3.1.1. Produtos de imagem de satélite

Imagens MODIS

Dentro os diversos produtos disponíveis do sensor MODIS, foi utilizado o produto MOD13Q1, NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e EVI (*Enhanced Vegetation Index*), versão V005, do período de 18 de fevereiro de 2000 a 13 de agosto de 2011 (Tabela 1). Adquiriu-se as imagens através do banco de dados da EOSDIS (*NASA's Earth Observing System Data and Information System*) de forma gratuita no endereço eletrônico:

(http://reverb.echo.nasa.gov/reverb/#utf8=%E2%9C%93&spatial_map=satellite&spatial_type=rectangle)

Para cobrir a área de pesquisa que compreende o Estado do Rio Grande do Sul no Brasil e a República Oriental do Uruguai, cada índice (NDVI e EVI) foi necessário duas imagens de cada data, em quase duas datas por mês, em períodos de 16 dias. Cada ano completo de uma série estudada possui 48 imagens brutas, totalizando 538 imagens brutas utilizadas a fim de cobrir o período de estudo, ou duas séries de 264 imagens, uma para cada índice.

O processamento da série de dados de imagens do produto MODIS MOD13Q1 (NDVI e EVI), de resolução temporal 16 dias, resolução espacial de 250m, resolução radiométrica 12bits, ocorreu em diversas etapas. A coleção de dados iniciou em fevereiro de 2000 e seguiu até agosto de 2011, nestes quase 12 anos, teve-se uma imagem a cada 16 dias, em cada índice.

Foi realizada a aquisição, processamento (mosaico das cenas, transformações cartográficas), e formatação dos metadados para uso concomitante nos programas Idrisi e Envi, seguida de processos necessários à construção do

projeto no módulo ETM (*Earth Trends Modeler*). O módulo ETM é uma aplicação dentro do programa Idrisi Selva (Clarklabs), fornecendo uma riqueza de ferramentas para a análise das tendências e as características dinâmicas de fenômenos espaço/temporais associados ao ambiente, como são evidentes em imagens de séries temporais de índices de vegetação (Wagner et al., 2011).

Tabela 1. Datas do produto MODIS MOD13Q e correspondência com meses do ano.

Dia Juliano	Dia inicial do ciclo	Mês
001	01	Janeiro
017	17	Janeiro
033	02	Fevereiro
049	18	Fevereiro
065	06	Março
081	22	Março
097	07	Abril
113	23	Abril
129	09	Maiο
145	25	Maiο
161	10	Junho
177	26	Junho
193	12	Julho
209	28	Julho
225	13	Agosto
241	29	Agosto
257	14	Setembro
273	30	Setembro
289	16	Outubro
305	01	Novembro
321	17	Novembro
337	03	Dezembro
353	19	Dezembro

As etapas do processamento da série temporal de NDVI e EVI estão descritas a seguir:

No Programa ENVI (RSInc):

- Aquisição;
- Mosaico das duas cenas de mesma data;
- Reprojecção;
- Recorte do retângulo da área pesquisada;
- Exportação para formato geotiff;

No Programa IDRISI (Clarklab) (versão Taiga/Selva):

- Importação

- Reamostragem
- Agrupamento de dados
- Construção do projeto para uso do módulo ETM

Os valores dos índices de vegetação foram extraídos sobre a máscara de campos (Hasenack et al., 2010), em diferentes níveis de detalhamento, conforme a característica da análise.

Máscara de campos

Do conjunto de classes de uso e ocupação do solo do Pampa, definiu-se a classe "Campo" como a máscara da qual se deu a extração dos índices de vegetação. Cinco níveis de detalhamento foram utilizados:

- *no estudo de variabilidade dos IVs*: máscara de campos correspondeu a integridade da classe "Campo" (Figura 6). Foi base para a elaboração de todas as outras máscaras e utilizada integralmente no artigo I e V.

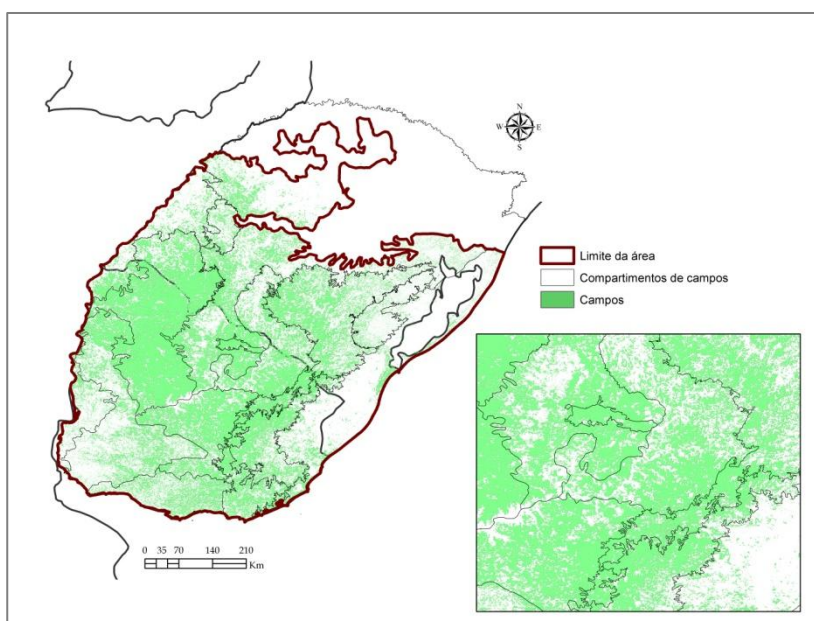


Figura 6. Máscara do total de campos e seu detalhe, em verde. (Fonte: adaptado de Hasenack et al., 2010)

- *no estudo de tendências lineares*: máscara resultante da sobreposição da máscara total de campos com a máscara dos valores de significância $p < 0,05$ da tendência monotônica de Mann-Kendall de cada índices de vegetação. Havia, portanto, duas máscaras, correspondentes aos índice de NDVI e EVI. Máscara utilizada no artigo II.

- *no estudo de correlações entre IV x MEI*: máscara resultante da sobreposição da máscara de campos com a máscara dos valores de significância $p < 0,05$ da correlação entre IVs e MEI. Neste caso, foram realizadas análises em grupos temporais (primavera, verão, outono, inverno, dez., jan., fev., mar), tal que havia 8 máscaras para cada índice, ou 16 máscaras ao total. Máscara utilizada no artigo III.
- *no estudo de relações entre IVs x (ARID e elementos meteorológicos)*: máscara resultante da sobreposição da máscara de campos com máscara de buffer em torno das estações meteorológicas, a 10km, 25km e 50km de distância da cada estação. Sendo assim, havia 3 máscaras aplicadas aos índices (Figura 7). Máscara utilizada no artigo IV e V.

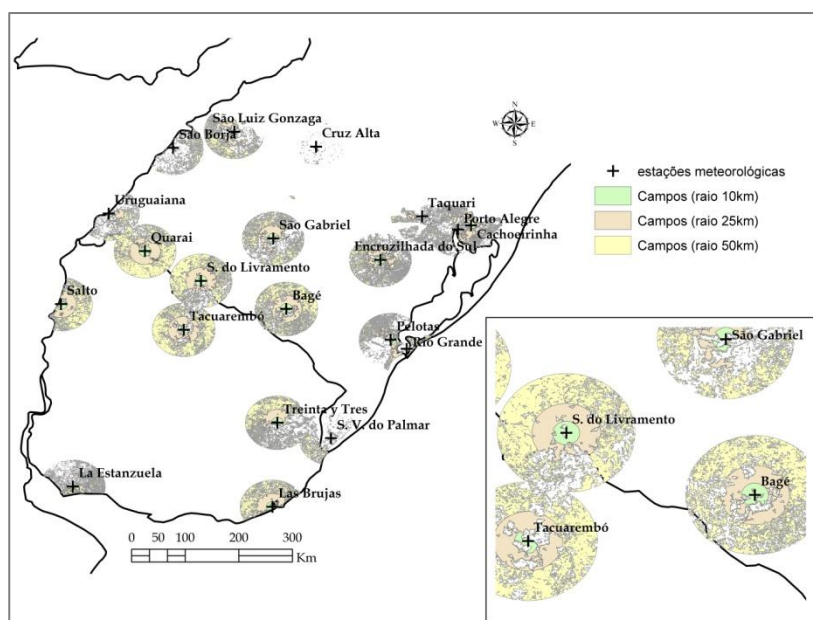


Figura 7. Máscaras de campo à 3 níveis de distância das estações meteorológicas, 10km, 25km e 50km, e seu detalhe. (Fonte: modificado de Hasenack et al., 2010)

Para estudar os padrões dos IVs na forma de perfis temporais sobre os treze compartimentos de campo, fez-se a extração dos seus valores com base em uma máscara resultante da sobreposição da máscara com nível detalhamento de interesse e a máscara dos compartimentos de campo, derivada do shapefile que delimitou as ecorregiões das Savanas Uruguaias (Hasenack et al., 2010).

I.3.1.2. Informações meteorológicas

Foram utilizados dados de composição de 16 dias de séries de precipitação pluvial acumulada, temperatura mínima e máxima média e evapotranspiração potencial acumulada, com base em dados diários dos elementos meteorológicos de 15 estações de superfície no RS, disponibilizados pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) e FEPAGRO (Fundação Estadual de Pesquisa Agropecuária) e 5 no Uruguai, através do INIA (*Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria*), com respeito ao período de fev/2000 a ago/2011 (Tabela 2).

Para compatibilizar os dados diários em composição de 16 dias, em cada ciclo, foram descartados os valores quando havia mais de 4 ou mais dias de dados faltantes. Na ausência ou baixa frequência de dados, o ciclo inteiro (para aquela variável) foi desconsiderado e o símbolo NA (*Not Available*) foi introduzido.

Tabela 2. Coordenadas geográficas das estações meteorológicas utilizadas e número de observações úteis para os dados meteorológicos de precipitação pluvial (*PP*), temperatura máxima (*Tmax*), temperatura mínima (*Tmin*) e evapotranspiração potencial (*ETo*), no período de fev/2000 a ago/2011, totalizando 19.479 ciclos de 16 dias.

Município	Coorden. geográficas			No.de ciclos de 16 dias úteis				Fonte
	Altitude (m)	Latitude (S)	Longitude (W)	PP (mm)	Tmax (oC)	Tmin. (oC)	ETo (mm)	
Bagé	242	31,33	54,10	249	246	247	241	INMET
Cachoeirinha	25	29,95	51,00	264	257	257	168	FEPAGRO
Cruz Alta	473	28,63	53,60	249	246	246	227	INMET
Encruzilhada do Sul	428	30,53	53,52	249	244	247	238	INMET
La Estanzuela	78	34,33	57,68	264	264	264	264	INIA
Las Brujas	10	34,67	54,33	264	263	263	263	INIA
Pelotas	13	31,78	52,41	247	235	234	232	INMET
Porto Alegre	47	30,05	51,17	248	246	246	240	INMET
Quaraí	100	30,38	56,43	264	258	264	177	FEPAGRO
Rio Grande	2	32,03	52,12	249	247	247	208	INMET
Salto	46	31,27	57,88	264	264	264	264	INIA
Santa Vitória do Palmar	24	33,52	53,35	249	247	247	241	INMET
Santana do Livramento	328	30,83	55,60	249	246	237	228	INMET
São Borja	99	28,65	56,00	263	260	256	125	FEPAGRO
São Gabriel	124	30,17	54,32	256	251	250	108	FEPAGRO
São Luiz Gonzaga	245	28,40	55,02	249	246	247	241	INMET
Tacuarembó	123	31,70	55,82	264	264	264	264	INIA
Taquarí	76	29,80	51,82	264	260	254	92	FEPAGRO
Treinta y Tres	34	33,26	54,25	253	253	253	254	INIA
Uruguaiana	62	29,75	57,08	247	245	241	229	INMET

Evapotranspiração potencial

A evapotranspiração potencial ET_o (mm), informação de base também para o cálculo do índice ARID, foi obtida através: I) no RS, calculada de forma diária pelo método de Penman-Monteith (FAO-56 PM) (Allen et al., 1998) com base em dados das estações meteorológicas. II) no Uruguai: disponibilizada diretamente do site do INIA, em valores diários, calculados com base nas estações meteorológicas, através do método de Penman, ajustado para o Uruguai (metologia em: <http://www.inia.org.uy/disciplinas/agroclima/penman.htm>).

No cálculo da ET_o no RS, para as estações do INMET, os dados de radiação solar não estavam disponíveis e portanto a radiação solar estimada (R_{se}) foi usada para substituir o termo R_s nas equações do saldo de radiação de ondas curtas e ondas longas. R_{se} foi calculada utilizando a equação de Angström como descrito por Allen et al. (1998). Os coeficientes da equação (b_1 e b_0) que determinam fração de radiação extraterrestre que atinge o solo em dias sem nuvens ($n = N$) foram ajustados para o estado do Rio Grande do Sul por Fontana & Oliveira (1996). Quando os valores de b_0 e b_1 para determinada estação não estavam disponíveis, os coeficientes mensais para a região ecoclimática foram utilizados.

Para as estações da FEPAGRO, os dados de umidade relativa e velocidade do vento não estavam disponíveis. Para calcular e_a , assumiu-se que temperatura do ponto de orvalho é próxima a temperatura mínima e utilizou-se a equação abaixo, como sugerido por ALLEN et al. (1998):

$$e_a = 0,6108 \exp\left(\frac{17,27 T_{min}}{T_{min}+237,3}\right) \quad (23)$$

Nos casos em que dados de velocidade do vento não estão disponíveis, ALLEN et al. (1998) sugerem que os dados de uma estação meteorológica próxima que apresente características climáticas semelhantes devem ser usados. Com isso, para cada estação da FEPAGRO, os dados de uma estação do INMET próxima e localizada na mesma região ecoclimática foram usados. A Tabela 3 mostra as essa comparação:

Tabela 3. Estações meteorológicas com características climáticas compatíveis entre FEPAGRO e INMET.

Municípios com estações meteorológicas compatíveis entre Fepagro e INMET	
FEPAGRO	INMET
Cachoeirinha	Porto Alegre
Quaraí	Uruguaiana
São Borja	São Luiz Gonzaga
São Gabriel	Santana do Livramento
Taquari	Porto Alegre

I.3.1.3. Índices de seca e climático

Dois índices foram utilizados, o ARID (*Agricultural Reference Index for Drought*) e MEI (*Multivariate ENSO Index*). O primeiro, um índice de seca relacionado com o estresse hídrico de culturas, e o segundo, associado com a caracterização dos eventos de El Niño Oscilação Sul.

ARID (Agricultural Reference Index for Drought)

O índice seca ARID (*Agricultural Reference Index for Drought*), em composições médias de 16 dias, foi utilizado para estudar as relações entre IVs e o armazenamento de água no solo com respeito às necessidades hídricas dos campos.

O ARID (Woli et al, 2012) baseia-se numa cultura de referência, que é um gramado com crescimento ativo que cobre completamente a superfície do solo. Desta forma, o ARID usa um balanço hídrico simples considerando um perfil de solo de 40 cm de profundidade e raízes uniformemente distribuídas, assim definido no modelo. A quantidade de água no solo é calculada diariamente com base no balanço entre a quantidade de água que é adicionada ao sistema por chuvas e a quantidade que sai pelos processos de evapotranspiração, escoamento superficial e percolação profunda (drenagem).

Para calcular ARID, assume-se que em uma cultura de referência, a transpiração é igual à evapotranspiração. Desta forma, ARID é calculado subtraindo de 1 a razão entre transpiração atual e evapotranspiração potencial (ET_{o_i} ; mm dia⁻¹), dado pela equação abaixo (Woli et al., 2012):

$$ARID = 1 - \frac{TR_i}{ET_{O_i}} \quad (24)$$

no qual, TR_i é transpiração (mm dia⁻¹) e ET_{O_i} é evapotranspiração potencial (mm dia⁻¹) no dia i .

Como os valores de TR_i são sempre iguais ou menores que os valores de ET_{O_i} , os valores de ARID variam entre 0 e 1, sendo 0 ausência de deficiência hídrica e 1 máxima deficiência hídrica atingível. Entre esses dois extremos, deficiência hídrica aumenta linearmente com a redução da transpiração quando ET_{O_i} for mantida constante.

Os valores foram calculados com base nos dados das estações meteorológicas e de forma diária. Quando calculado para um determinado período de tempo, os valores de ARID podem diminuir de um dia para o outro devido à precipitação pluvial que causa aumento da quantidade de água no solo. Porém, em casos em que a ET_{O_i} tem uma grande redução de um dia para o outro e que a precipitação pluvial é zero, os valores de ARID também podem reduzir, mesmo que a quantidade de água disponível no solo não seja modificada. Para corrigir isso, Gelcer et al. (2013) adaptaram o ARID para evitar a redução de valores caso a precipitação pluvial seja zero. Em dias sem chuva e com valor de ARID mais baixo que do dia anterior, o valor de ARID deve ser mantido o mesmo do dia anterior. Portanto, nesse estudo, ARID foi calculado usando as seguintes Equações 25 e 26 (Gelcer et al. 2013):

$$\text{se, } ARID_i < ARID_{i-1} \text{ \& } chuva_i = 0, \quad ARID_i = ARID_{i-1} \quad (25)$$

$$\text{ou, } \quad ARID_i = 1 - \frac{TR_i}{ET_{O,i}} \quad (26)$$

Para calcular TR_i , as seguintes equações foram utilizadas (WOLI et al., 2012):

$$T_i = \min(\zeta RWU_i, ET_{O,i}) \quad (27)$$

$$RWU_i = \alpha \theta_{a,i-1}^{ad} \quad (28)$$

no qual ζ é a profundidade do sistema radicular (mm); RWU_i é a absorção de água pelas raízes (mm dia⁻¹) no dia i ; α é uma constante genérica de absorção de água

pelas raízes, que representa a fração máxima de água disponível no solo que pode ser extraída pelas raízes da planta em um dia, que é 0,097 nesse estudo; $\theta_{a,i-1}^{ad}$ é a quantidade de água disponível para a planta (mm mm^{-1}) após a percolação profunda do dia anterior.

A quantidade de água no solo é calculada diariamente com base no balanço entre a quantidade de água que é adicionada ao sistema por chuvas e a quantidade que sai pelos processos de evapotranspiração, escoamento superficial e drenagem profunda (percolação). Portanto, a água disponível de um dia é o resultado da água disponível no dia anterior mais as entradas de água menos as perdas no dia em questão. A água disponível do dia i ($\theta_{a,i}^{ad}$; mm mm^{-1}) foi calculada usando as seguintes equações:

$$\theta_{a,i}^{ad} = \frac{W_i}{\zeta} \quad (29)$$

$$W_i = W_{i-1} + P_i - TR_i - D_i - R_i \quad (30)$$

no qual W_i e W_{i-1} são respectivamente a quantidade de água disponível no dia i e no dia $i-1$; P_i é a precipitação pluvial (mm); D_i é drenagem profunda (mm); e R_i é escoamento superficial (mm) no dia i .

Se a quantidade de água no solo não excede a capacidade a capacidade de armazenamento de água do solo, drenagem é zero. Em casos em que a drenagem ocorre, ela deve ser calculada usando a seguinte equação:

$$D_i = \beta \zeta (\theta_{a,i}^{bd} - \theta_m) \quad (31)$$

no qual β é o coeficiente de drenagem (quantidade de água drenável que pode ser drenada em um dia), nesse estudo o valor 0,58 foi utilizado; $\theta_{a,i}^{bd}$ é a água disponível no solo no dia i antes de ocorrer drenagem (mm mm^{-1}); e θ_m é a capacidade de armazenamento de água do solo (mm mm^{-1}).

Escoamento superficial somente ocorre quando a quantidade de entrada de água no sistema (precipitação pluvial) é maior que a taxa de infiltração. Isso significa que, escoamento superficial somente ocorre depois que a demanda inicial de água por interceptação pelas folhas, infiltração e armazenamento superficial são atendidas (Woli et al., 2012). O escoamento superficial foi calculado usando a equação proposta por Soil Conservation Service (1972):

$$R_i = \frac{(P_i + I_a)^2}{P_i - I_a + S} \quad (31)$$

$$S = \frac{25400}{\eta} - 254 \quad (32)$$

$$I_a = 0.2S \quad (33)$$

no qual I_a é a abstração inicial, que inclui interceptação, retenção e infiltração (mm dia^{-1}); S é máxima retenção possível (mm dia^{-1}); e η é o número de curva (NC), que foi de 61 nesse estudo. Portanto, o escoamento superficial somente ocorreu quando a precipitação pluvial diária superou 32,5 mm.

Para o cálculo diário de ARID, se dados de ET_o e/ou chuva estavam faltando, definiu-se os seguintes critérios: i) quando ET_o estava faltando, repetiu-se os valores do dia anterior; ii) se chuva estava faltando, foi atribuído o valor zero; iii) caso chuva e ET_o estivessem faltando, atribuiu-se o valor 0 para chuva e ET_o . Dessa maneira o valor de ARID do dia anterior seria repetido (pois não teria entrada e saída de água do solo e o balanço hídrico não seria interrompido) e esse dia com dados faltando teria pouca influência no resultado final. Após o cálculo diário, os valores de ARID foram transformados para composições de médias em ciclos de 16 dias.

MEI (Multivariate ENSO Index)

Para investigar as relações entre IVs e o El Niño/Oscilação Sul (ENOS), foi utilizado uma composição de 16 dias do índice climático MEI, para o período de jan/2000 a ago/2011, a partir dos dados bimensais adquiridos de forma gratuita no site do NCEP/NOAA (*National Centers for Environmental Prediction/ National Oceanic and Atmospheric Administration*) (<http://www.esrl.noaa.gov/psd/enso/mei/>) (Tabela 4). O ENOS é o importante fenômeno responsável pela variabilidade climática global em escalas interanuais de tempo.

O MEI foi desenvolvido em 1993 e é baseado nas seis principais variáveis observadas sobre o Pacífico tropical: pressão ao nível do mar (P), componentes meridional do vento zonal (U) e (V), temperatura da superfície do mar (S), temperatura do ar à superfície (A) e fração total de nebulosidade do céu (C). O MEI é calculado separadamente para cada um dos doze períodos bimestrais (Dez/Jan, Jan/Fev,...Nov/Dez). Após a filtragem espacial dos campos individuais em

agrupamentos (Wolter, 1987), o MEI é definido como a primeira componente principal não rotacionada (CP) de todos os seis campos observados combinados. Isto é conseguido através da normalização da variância total de cada campo, seguida, da extração da primeira componente na matriz de covariância dos campos combinados (Wolter e Timlin, 1993). A fim de manter o MEI comparável, todos os valores são normalizados sazonalmente com respeito a cada tempo, e para o período de referência de 1950-1993. Seus valores negativos representam a fase fria do ENOS, La Niña, enquanto os valores positivos correspondem à fase quente (El Niño).

Tabela 4. Valores de bimensais de MEI, ao longo da série de 2000 a 2011, utilizados para a composição dos ciclos de 16 dias (Fonte: NCEP/NOAA).

	DEZ JAN	JAN FEV	FEV MAR	MAR ABR	ABR MAI	MAI JUN	JUN JUL	JUL AGO	AGO SET	SET OUT	OUT NOV	NOV DEZ
2000	-1,198	-1,242	-1,117	-0,525	0,118	-0,162	-0,219	-0,146	-0,249	-0,382	-0,755	-0,581
2001	-0,540	-0,713	-0,591	-0,149	0,151	-0,082	0,223	0,357	-0,131	-0,276	-0,181	0,003
2002	-0,050	-0,208	-0,187	0,337	0,766	0,854	0,576	0,912	0,803	0,951	1,057	1,109
2003	1,184	0,927	0,819	0,307	0,027	0,025	0,068	0,236	0,440	0,508	0,518	0,314
2004	0,308	0,329	-0,116	0,215	0,462	0,172	0,440	0,672	0,522	0,464	0,785	0,643
2005	0,301	0,799	1,017	0,558	0,735	0,487	0,476	0,307	0,251	-0,168	-0,409	-0,586
2006	-0,472	-0,450	-0,581	-0,690	-0,055	0,548	0,618	0,749	0,787	0,890	1,289	0,950
2007	0,973	0,515	0,082	-0,051	0,156	-0,371	-0,334	-0,460	-1,169	-1,144	-1,179	-1,168
2008	-1,012	-1,398	-1,619	-0,945	-0,390	0,102	-0,047	-0,286	-0,653	-0,783	-0,625	-0,667
2009	-0,753	-0,715	-0,702	-0,161	0,355	0,939	0,929	0,934	0,762	1,018	1,061	1,007
2010	1,152	1,520	1,395	0,862	0,548	-0,466	-1,217	-1,849	-2,037	-1,948	-1,606	-1,580
2011	-1,678	-1,560	-1,548	-1,495	-0,368	-0,225	-0,147	-0,503	-0,772	-0,968	-0,980	-0,979

O MEI reflete a natureza do sistema acoplado oceano-atmosfera melhor do que qualquer um dos componentes, tais como SOI (*Southern Oscillation Index*) ou SST (*Sea Surface Temperature*) e é menos vulnerável a falhas de dados ocasionais nos ciclos mensais de atualização (Wolter & Timlin, 2011).

A fim de compatibilizar a série original de dados MEI para ciclos de 16 dias, inicialmente assumiu-se que o valor do MEI bimensal dos meses (i-1, i) representou o MEI mensal do mês (i), por exemplo, para uma composição bimensal de (DEZJAN), o valor foi atribuído ao mês de (JAN), e assim sucessivamente, até a última composição bimensal (NOVDEZ) atribuindo-o à DEZ. Essa suposição baseou-se na consideração de que é possível utilizar os valores na forma mensal devido ao fato de que há um atraso de uma semana ou mais para a atmosfera global responder às anomalias da SST, e cuja defasagem ou *lag* foi considerado na análise do índice,

conforme informado no endereço eletrônico do NCEP/NOAA: (<http://www.esrl.noaa.gov/psd/enso/mei/>).

Na sequência, os dados bimensais de MEI foram agrupados em ciclos de 16 dias de médias, ponderadas pelo número de dias do ciclo pertencentes ao mês, propondo-se a seguinte equação:

$$MEI_i = \sum_{n=1, i=1}^{n=16, i=12} \left(\frac{MEI_{i-1} * n_{i-1} + MEI_i * n_i}{16} \right) \quad (34)$$

em que MEI_i é valor do índice no mês i , tal que i varia de 1 a 12 (jan, a dez,), $i-1$ é mês anterior, n_i é número de dias do ciclo no mês i e n_{i-1} é número de dias do ciclo no mês $i-1$.

A técnica sugerida, teve bons resultados ao inserir ciclos de menor período, porque não alterou a caracterização das ocorrências de ENOS em valores situados dentro de uma fase, além de ter permitido transições suaves nos valores de MEI quando das mudanças de fase de ENOS.

A partir dos valores de MEI, categorizaram-se as fases de ENOS, nos ciclos de 16 dias, considerando os seguintes critérios (Wolter, 1987):

$$MEI < -0,4 = \text{La Niña}$$

$$MEI > 0,4 = \text{El Niño}$$

$$-0,4 \leq MEI \leq 0,4 = \text{Neutro}$$

(35)

1.3.1.4. Banco de dados

A partir do conjunto de informações levantadas, obteve-se a matriz de dados de diferente naturezas, totalizando:

- i. 528 imagens, associadas com as séries temporais de NDVI e EVI em ciclos de 16 dias;
- ii. 23 máscaras de campo em diferentes detalhamentos, com a mesma resolução espacial das séries de índices de vegetação;

- iii. 29 variáveis de entrada e 12 variáveis derivadas das mesmas, nos formatos CSV (*Comma-separated values*) e em estrutura de data.frame em linguagem de programação R, contendo 264 ciclos de 16 dias, nas 20 estações meteorológicas, o que totalizou 5,280 linhas no tempo e 41 colunas de variáveis;

Constuíram variáveis integrantes dos dados em forma de data.frame:

- *variáveis de entrada*: estação meteorológica, latitude, longitude, dia juliano, data do início do ciclo, mês, ano, estação do ano, tmax,, tmin,, chuva média, chuva total, Eto média, Eto total, ARID, fases de ENOS, MEI, EVI e NDVI - (média e desvio padrão para raios de 10km, 25km e 50km).
- *variáveis derivadas*: amplitude térmica, desvios de chuva total, desvios de tmax,, desvios de tmin,, desvios de ETo total, desvio de amplitude térmica, desvios de EVI e NDVI a 10km, 25km e 50Km de raio.

1.3.2. Análises temporais

A etapa de análises temporais consistiu da caracterização estatística das séries temporais de IVs no tempo e no espaço, bem como, na estimativa de relações destes com elementos meteorológicos e índices climáticos de MEI e ARID.

Diferentes programas foram utilizados, de acordo com a especificidade da análise, sendo: i) parte processada no módulo ETM (*Earth Trends Modeler*) do programa Idrisi (Taiga/Selva); ii) parte em linguagem de programação R; iii) a maioria do *layouts* de mapas finalizados em ambiente ArcMap/ArcGis.

Os artigos que compõem o próximo capítulo intitulado "Resultados na forma de artigos científicos submetidos ou à serem submetidos para publicação", descrevem em detalhe os procedimentos metodológicos utilizados, conforme o tópico da análise.

As técnicas estatísticas utilizadas foram:

- I. *Análise de variabilidade* (em imagens de NDVI e EVI e em dados pontuais de variáveis climáticas): médias, medianas, desvios da média, desvios padronizados, coeficiente de variação, perfis temporais (anuais, sazonais, ao

longo do período), gráficos de espalhamento, de probabilidade de ocorrência (boxplot), análise de contingência;

- II. *Análise de tendências lineares* (nas séries de imagens de NDVI e EVI): parâmetros lineares (declividade e intercepto): correlação linear, tendência linear (OLS), tendência monotônica (Mann-Kendall), significância de Mann-Kendall;
- III. *Análise de tendência sazonal harmônica (STA)* (nas séries de imagens de NDVI e EVI, para dois harmônicos): cálculo de fases e amplitudes, tendências lineares de Theil-Sen nos parâmetros sazonais, significância contextual de Mann-Kendall;
- IV. *Análise de regressão linear* (entre índices de vegetação e variáveis climáticas): cálculo de correlações, sem defasagem no tempo, entre diferentes combinações de variáveis, considerando NDVI ou EVI ou seus desvios, como variável dependente, e, como variável independente, conforme o caso: 1, MEI; 2, ARID; e desvios de: 3, precipitação pluvial acumulada; 4, temperatura máxima; 5, temperatura mínima; 6, amplitude térmica; 7, evapotranspiração potencial acumulada;

De forma esquemática, a Figura 8 apresenta o mapa conceitual da tese, com o qual é possível compreender o fluxograma de processos utilizados.

Mapa conceitual da tese

Objetivo: identificar relações de causa e efeito entre o comportamento temporal dos IVs e a variabilidade meteorológica em campos do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai.

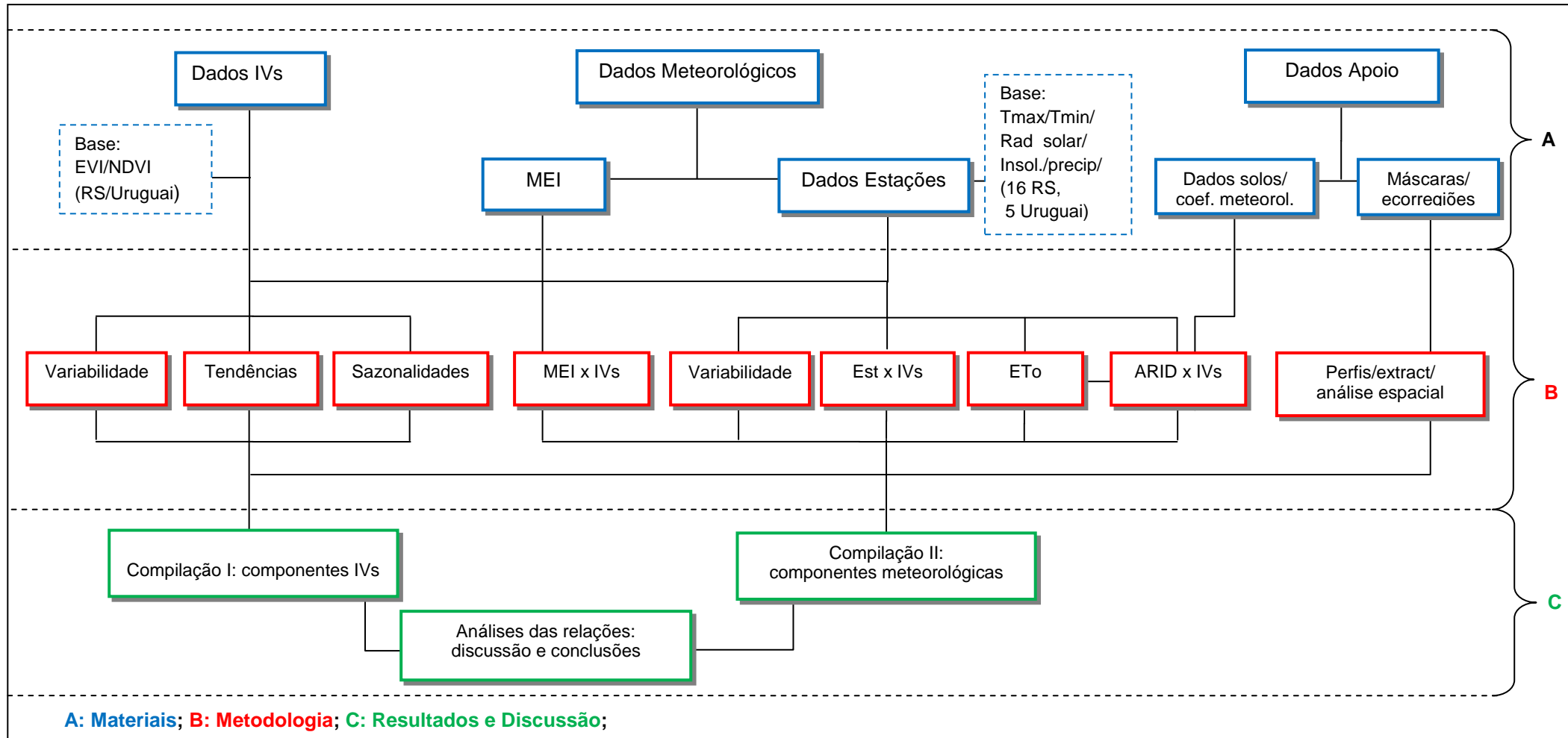


Figura 8. Fluxograma do mapa conceitual da tese.

Referências

ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements. **FAO Irrigation and Drainage**, n. 56, 293 p, 1998.

ALLEN, V. G.; BATELLO, C.; BERRETTA, E. J.; HODGSON, J.; KOTHMANN, M.; LI, X.; MCIVOR, J.; MILNE, J.; MORRIS, C.; PEETERS, A.; SANDERSON, M. An international terminology for grazing lands and grazing animals. **Grass and Forage Science**, v. 66, n.1, p. 2–28, 2011. Available at <<http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2494.2010.00780.x>> (verified 26 July 2011).

ASRAR, G.; FUCHS, M.; KANEMASU, E. T; HATFIELD, J. L. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. **Agronomy Journal**, v.76, n. 2, p. 00-306, 1984.

BAEZA, S., GALLEGO, F.; LEZAMA, F.; ALTESOR, A.; PARUELO, J.M. Cartografía de los pastizales naturales en las regiones geomorfológicas de Uruguay predominantemente ganaderas. In: A. Altesor, W. Ayala and J.M. Paruelo (eds.). Bases ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales. **Série FPTA** No. 26, INIA, Montevideo. 33–54, 2011.

BARBOSA, H. A. Análise espaço temporal de índice de vegetação AVHRR/NOAA e precipitação na região nordeste do Brasil em 1982-85. São José dos Campos. 164 p. **Dissertação** (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1998.

BARREIRO, M. Influence of ENSO and the South Atlantic Ocean on climate predictability over Southeastern South America. **Climate Dynamics**, v. 35, p. 1493–1508, 2009.

BATISTA, G. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; LAWRENCE, W. T. The long-term monitoring of vegetation cover in the Amazonian region of northern Brazil using NOAA-AVHRR data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 15, p. 3195-3210, Oct. 1997.

BERLATO, M. A.; FONTANA, D. C. El Niño e La Niña. Impactos no clima, na vegetação e na agricultura do Rio Grande do Sul. Aplicações de previsões climáticas na agricultura. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2003. v.1000. 110 p.

BRADLEY, A.; GERARD, F. Relationships between phenology, radiation and precipitation in the Amazon region. **Global Change Biology**, v. 17, n. 6, p. 2245–2260, 2011.

BRILLINGER, D. R. Time Series Data Analysis and Theory. Classics In Applied Mathematics. SIAM, California, 2001.

BOX, G. E. P. ; JENKINS, G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1970. (Revised edition, 1976).

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. Time Series Analysis: Forecasting and Control. Third Edition. Englewood Cliffs: Prentice Hall. 1994.

CASTAÑO, J. P.; GIMENEZ, A.; CERONI, M.; FUREST, J.; AUNCHAYNA, R.; Caracterización agroclimática del Uruguay 1980-2009. **INIA**, v.193, p.40, 2011.

CHATFIELD, C. The Analysis of Time Series: An Introduction. 2 ed. Chapman and Hall Ltd. London, 1982.

CORDEIRO, J. L. P. ; HASENACK, H. Cobertura vegetal atual do Rio Grande do Sul. In Pillar VD, Müller SC, Castilhos ZMS & Jacques AVA (eds). Campos Sulinos: Conservação e Uso Sustentável da Biodiversidade. Brasília: **Ministério do Meio Ambiente**. p. 285-299, 2009.

CRAMÉR, H. On harmonic analysis in certain functional spaces. **Ark. Mat. Astron. Fys.** v. 28B, n. 12, p. 1-17, 1942.

DOUGLAS, E.; VOGEL, R. AND KROLL, C. Trends in floods and low flows in the United States: Impact of spatial correlation. **Journal of Hydrology**, n. 240, p. 90–105, 2000.

ERASMI, S.; PROPASTIN, P.; KAPPAS, M.; PANFEROV, O. Spatial Patterns of NDVI Variation over Indonesia and Their Relationship to ENSO Warm Events during the Period 1982–2006. **Journal of Climate**, v. 22, n. 24, p. 6612–6623, 2009.

EVANGELISTA, H.; GODIVA, D.; SIFEDDINE, A.; LEÃO, Z. M. A. N.; RIGOZO, N. R.; SEGAL, B.; AMBRIZZI, T.; KAMPEL, M.; KIKUCHI, R. K. P.; CORNEC, F. LE. Evidences linking ENSO and coral growth in the Southwestern-South Atlantic. **Climate Dynamics**, v. 29, p. 869–880, 2007.

FARGE, M. Wavelets transforms and their applications to turbulence. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v.24, p.395-457, 1992.

FONSECA, E.L.; ROSA, L.M.G; FONTANA, D. C. Caracterização espectral de *Paspalum notatum* em diferentes níveis de adubação nitrogenada. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.37, n.3, p.365-371, 2002.

FONTANA, D. C.; OLIVEIRA, D. Relação entre radiação solar global e insolação para o estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 4, n. 1, p. 87–91, 1996.

FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A; BERGAMASCHI, H. Relação entre o Índice de Vegetação Global e Condições Hídricas no Rio Grande do Sul. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 33, n. 8, 1399 -1405, 1998.

FONTANA, D. C.; MELO, R. W. Estudo da correlação entre a temperatura da superfície dos oceanos Atlântico e Pacífico e o NDVI no Rio Grande do Sul. In: **Anais** do V Simpósio Brasileiro de Climatologia Cartográfica, 2002, Curitiba. Contribuições Científico-Técnicas, p. 411-427, 2002.

FONTANA, D. C. Índice de Vegetação como indicador de respostas das plantas às condições meteorológicas. In: **Anais** do XII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia, Aracajú, 2007.

GELCER, E.; FRAISSE, C.; DZOTSI, K.; HU, Z.; MENDES, R.; ZOTARELLI, L. Effects of El Niño Southern Oscillation on the space–time variability of Agricultural Reference Index for Drought in midlatitudes. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 174-175, p. 110–128, 2013.

GONG, D., SHI, P. Northern hemispheric NDVI variations associated with large-scale climate indices in spring. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, no. 12, 2003. p. 2559-2566.

GURGEL, H. C. Variabilidade Espacial e Temporal do NDVI sobre o Brasil e suas Conexões com o Clima. Dissertação de Mestrado - São José dos Campos: INPE, 2003. 118p.

HASENACK, H.; WEBER, E.; WAGNER, A. P. L. Mapa de remanescentes de vegetação da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior. **Relatório Técnico**, Produto 2. Projeto IB/CECOL/TNC, 2009.

HASENACK, H.; WEBER, E.; BOLDRINI, I. I.; TREVISAN, R. Mapa de sistemas ecológicos da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior. **Relatório Técnico**, Produto 4. Projeto IB/CECOL/TNC, 2010.

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

HUETE, A.; JUSTICE, C.; VAN LEEUWEN, W. MODIS vegetation index (MOD13) algorithm theoretical basis document. versão 3, p. 1-142, 1999.
<modis-land.gsfc.nasa.gov/pdfs/atbd_mod13.pdf>. Acesso em: nov. 2013.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, n. 83, p. 195–213, 2002.

HUETE, A. MODIS Vegetation Index Product Series Collection 5. **Change Summary**, p. 1–17, 2006. On line. Acesso em: ago/2013
http://landweb.nascom.nasa.gov/QA_WWW/forPage/MOD13_VI_C5_Changes_Document_06_28_06.pdf

IBGE. Nota Técnica do Mapa de Biomas do Brasil. **IBGE**, 2004.
http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/default_prod.shtm#MAPAS

JACÓBSEN, L.O.; FONTANA, D.C.; SHIMABUKURO, Y.E. Efeitos associados a El Niño e La Niña na vegetação do Estado do Rio Grande do Sul observados através do NDVI/NOAA. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.19, n.2, p.129-140, 2004.

JAURENA, M.; FORMOSO, D.; MILLER, R.G.; REBUFFO, M. Campo natural: patrimonio del país y fundamento de la estabilidad productiva de la ganadería. **INIA**, v.32, p.30-35, 2013.

JENSEN, J. R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres; tradução Epiphânio, J. C. E (coordenador). São José dos Campos, SP: Parêntese, 2009.

JIN, S.; SADER, S. A. MODIS time-series imagery for forest disturbance detection and quantification of patch size effects. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 4, p. 462-470, Feb. 2005.

JONG, R.; BRUIN, S.; WIT, A.; SCHAEPMAN, M. E.; DENT, D. L. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 2, p. 692–702, 2011.

KAUFMAN, Y. J.; TANRÉ, D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Symposium. **Proceedings...** v. 30, p. 261-270, 1992.

KENDALL, M.G. Rank correlation measures. London: Charles Griffin. 1975. 220 p.

KIAGE, L. M.; OBUOYO, J. The Potential Link Between El Nino and Water Hyacinth Blooms in Winam Gulf of Lake Victoria, East Africa: Evidence from Satellite Imagery. **Water Resources Management**, v. 25, p. 3931–3945, 2011.

KOLMOGOROV, A. Stationary sequences in Hilbert spaces (in Russian). Bull. Math. Univ. Moscow, v. 2, n.6, 1941.

KÖPPEN, W.; GEIGER, R. Klimate der Erde. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928.

KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul Time series of vegetation index for different vegetation types in Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 55, p. 1116–1123, 2013.

LEÓN, R.C. Río de la Plata grasslands. Regional sub-divisions. Ecosystems of the World 8A: **Natural grasslands.**, p.376-407 en RT Coupland editores. 1992. Elsevier. Amsterdam.

LEEUWEN, W.J.D; ORR, B.J.; MARSH, S.E; HERRMANN, S.M. Multi-sensor NDVI data continuity: Uncertainties and implications for vegetation monitoring applications. **Remote Sensing of Environment**, v.100, n.1, 2006, p.67-81.

VAN LEEUWEN, W.; HARTFIELD, K.; MIRANDA, M.; MEZA, F. Trends and ENSO/AAO Driven Variability in NDVI Derived Productivity and Phenology alongside the Andes Mountains. **Remote Sensing**, v. 5, n. 3, p. 1177–1203, 2013.

LEZAMA, F.; ALTESOR, A.; PEREIRA, M. Y PARUELO, J.M. Descripción de La Heterogeneidad Florística de Las Principales Regiones Geomorfológicas de Uruguay. Altesor, A. et al. (eds). Bases ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales. Uruguai, 2010.

MANN, H. B. Econometrica. The Econometric Society, v.13, n.3, p.245-259, 1945.

MORA, F.; IVERSON, L. R. Dynamic stratification of the landscape of Mexico: analysis of vegetation patterns observed with multitemporal remotely sensed images. **Geocarto International**, v. 12, n. 2, p. 73-87, 1997.

MOREIRA, M. A. Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação. 3ª. ed. Atual. Ampl. Viçosa: Editora UFV, 320p. 2005.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M.C. Análise de séries temporais. 2ª ed. São Paulo, 2006.

NASA – National Aeronautics and Space Administration. Overview of the Earth Science Enterprise (ESE). 2008. <<http://earthobservatory.nasa.gov/Library/ESE>>. Acesso em: jan. 2012.

NABINGER, C. ; FERREIRA, E.T. ; FREITAS, Aline Kellermann de ; CARVALHO, Paulo C de F ; SANT'ANNA, D. M. . Produção animal em campo nativo: aplicações de resultados de pesquisa. In: Pillar, V.P.; Müller, S.C.; Castilhos, Z.M.S.; Jacques, A.V.A.. (Org.). Campos sulinos: conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília: Ministério do Meio Ambiente - **MMA**, p. 175-198, 2009.

NEETI, N.; EASTMAN, J. R. A Contextual Mann-Kendall Approach for the Assessment of Trend Significance in Image Time Series. **Transactions in GIS**, v. 15, n. 5, p. 599–611, 2011.

OLSON, D.M.; DINERSTEIN, E.; WIKRAMANAYAKE, E.D.; BURGESS, N.D.; POWELL, G.V.N.; UNDERWOOD, E.C.; D'AMICO, J.A.; ITOUA, I.; STRAND, H.E.; MORRISON, J.C.; LOUCKS, C.J.; ALLNUT, T.F.; RICKETTS, T.H. KURA, Y.; LAMOREUX, J.F.; WETTENGEL, W.W.; HEDAO, P.; KASSEM, K.R. Terrestrial ecoregions of the world: A new map of life on Earth. **BioScience**, v.51, n.11, p.933-938, 2001.
doi: [http://dx.doi.org/10.1641/0006-3568\(2001\)051\[0933:TEOTWA\]2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1641/0006-3568(2001)051[0933:TEOTWA]2.0.CO;2)

POTTER, C.; BORIAH, S.; STEINBACH, M.; KUMAR, V.; KLOOSTER, S. Terrestrial vegetation dynamics and global climate controls. **Climate Dynamics**, v. 31, p. 67–78, 2007.

Rio Grande do Sul, 2011. Atlas Socioeconômico Rio Grande do Sul. Secretaria de Planejamento, Gestão e Participação Cidadã. <http://www.scp.rs.gov.br/atlas> (acesso em: 12.10.13).

RISSO, J.; RIZZI, R.; EPIPHANIO, R. D. V.; RUDORFF, B. F. T.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y.; FERNANDES, S. L. Potencialidade dos índices de vegetação EVI e NDVI dos produtos MODIS na separabilidade espectral de áreas de soja. In: XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009, Natal, RN. **Anais...** INPE, 2009. p. 379 – 386.

ROSA, M. R.; WEIGAND JR., R.; PIRES, M. O.; FARIAS, A. E. G; SCHAFFER, W. B.; PRATES, A. P. Áreas Prioritárias para Conservação, Uso Sustentável e Repartição de Benefícios da Biodiversidade Brasileira. Brasília: **MMA**, 2007. (Série Biodiversidade, 31)

ROSEMBACK, R.; FERREIRA, N.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; Conforte, J. C.; Análise da dinâmica da cobertura vegetal na região Sul do Brasil a partir de dados MODIS/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.62, n. 2, p.401-416, 2010.

ROUSE, J.W.; HASS, R.H.; DEERING, D.W.; SCHELL, J.A. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Progress Report RSC 1978-2. College Station: Texas & A.M. University. 1974. 87p. http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19740004927_1974004927.pdf. Acesso em: 23/08/2012.

SILVA, J. M. C. ; DINNOUTI, A. 2009. Análise de representatividade das unidades de conservação federais de uso indireto na Floresta Atlântica e Campos Sulinos. <http://www.aliancamataatlantica.org.br/uc.htm>, acessado em 27/10/2010.

SILVEIRA, A. C. R.; KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; BARBIERI, D. W.; OVERBECK, G. E.; ABREU, P. M. F. Desempenho de EVI e NDVI para monitorar vegetação campestre através de ondaletas. In: **Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, p. 2770–2777, 2013.

STONE, T. A.; SCHLESINGER, P.; HOUGHTON, R. A.; WOODWELL, G. M. A map of the vegetation of South America based on satellite imagery. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 60, n. 5, p. 541-551, 1994.

TRENTIN, C. B.; FONSECA, E. L. DA. Monitoramento da fenologia da vegetação campestre do bioma Pampa e sua relação com a temperatura média do ar. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, p. 1628–1635, 2011.

TSONIS, A. A.; YOUNG-MOLLING, C. C. The effect of precipitation variability on ENSO/precipitation teleconnections in the contiguous United States. **Journal of Geophysical Research - Atmospheres**, v. 106, p. 14235–14243, 2001.

U.S. DEPT. OF AGRICULTURE. Soil Conservation Service. National engineering handbook, U.S. Govt. Print. Off. Washington, DC, 1972.

WAGNER, A. P. L.; WEBER, E.; HASENACK, H.; KLERING, E.V; FONTANA, D. C, Variabilidade Temporal do NDVI/MODIS na Análise de Remanescentes da Ecorregião das Savanas Uruguaias In: **Anais do XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2011, Curitiba, PR. INPE, 2011. p. 5600 – 5606.

WALTHALL, C. L.; NORMAN, J. M.; WELLES, J. M.; CAMPBELL, G.; BLAD, B. L. Simple equation to approximate the bi-directional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces. **Applied Optics**, v. 24, n. 3, p. 383-387, 1985.

WANG, X. L.; SWAIL, V. R. Changes of extreme wave heights in Northern Hemisphere oceans and related atmospheric circulation regimes. **Journal of Climate**, n. 14, p. 2204–21, 2001.

WANG, J.; RICH, P. M.; PRICE, K. P. Temporal responses of NDVI to precipitation and temperature in the central Great Plains, USA. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 11, p. 2345–2364, 2003.

WANG, D.; MORTON, D.; MASEK, J.; WU, A.; NAGOL, J.; XIONG, X.; LEVY, R.; VERMOTE, E.; WOLFE, R. Impact of sensor degradation on the MODIS NDVI time series. **Remote Sensing of Environment**, v. 119, p. 55–61, 2012.

WARDLOW, B. D.; EGBERT, S. L. A comparison of MODIS 250-m EVI and NDVI data for crop mapping: a case study for southwest Kansas. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 3, p. 805–830, 2010.

WARDLOW, B. D.; KASTENS, J. H.; EGBERT, S. L. Using USDA Crop Progress Data and MODIS Time-Series NDVI for Regional-Scale Evaluation of Greenup Onset Date. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 72, n. 11, p. 1225–1234, 2006.

WHARTON, S; CHASMER, L.; FALK, M.; PAW U, K. T. Strong links between teleconnections and ecosystem exchange found at a Pacific Northwest old-growth forest from flux tower and MODIS EVI data. **Global Change Biology**, v. 15, p. 2187–2205, 2009.

WIENER, N. Generalized harmonic analysis. **Acta Mathematica**, n. 55, p. 117-258. 1930.

WOLI, P.; JONES, J. W.; INGRAM, K. T.; FRAISSE, C. W. Agricultural Reference Index for Drought (ARID). **Agronomy Journal**, v. 104, n.2, p. 287–300, 2012.

WOLTER, K. The Southern Oscillation in surface circulation and climate over the tropical Atlantic, Eastern Pacific, and Indian Oceans as captured by cluster analysis. **Journal of Climate and Applied Meteorology**, v. 26, p. 540–558, 1987.

WOLTER, K.; TIMLIN, M.S. Monitoring ENSO in COADS with a seasonally adjusted principal component index. In: **Proceedings** of the 17th Climate Diagnostics Workshop, Norman, OK, p. 52–57, 1993.

WOLTER, K.; TIMLIN, M. S. El Niño/Southern Oscillation behaviour since 1871 as diagnosed in an extended multivariate ENSO index (MEI.ext). **International Journal of Climatology**, v. 31, n. 7, p. 1074–1087, 2011.

YUAN, F.; ROY, S. S., Analysis of the Relationship Between NDVI and Climate Variables in Minnesota Using Geographically Weighted Regression and Spatial Interpolation. ASPRS 2007 Annual Conference. Tampa, Florida. 2007.

XU, H. et al. Influence of ENSO on multi-annual temperature variations at Hongyuan, NE Qinghai-Tibet plateau: evidence from $\delta^{13}C$. **International Journal of Climatology**, v. 30, p. 120–126, 2009.

YUE, S.; WANG, C.Y. Regional stream flow trend detection with consideration of both temporal and spatial autocorrelation. **International Journal of Climatology**, n. 22, p. 923–946, 2002.

**Capítulo II. Resultados na forma de artigos científicos submetidos ou
à serem submetidos para publicação**

1 **II.1. ARTIGO 1: VARIABILITY IN VEGETATION INDICES IN** 2 **GRASSLANDS WITHIN THE PAMPA IN RS/BRAZIL AND URUGUAY**

3
 4 Ana Wagner ⁽¹⁾, Marcelo Wallau⁽²⁾, Denise Fontana ⁽¹⁾, Paulo Carvalho ⁽¹⁾, Clyde Fraise ⁽²⁾

5 (1)Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), (2)University of Florida
 6

7 The Pampa biome, which includes the southern part of Brazil, northeastern Argentina
 8 and the whole Uruguay (Allen et al., 2011). It is one of the largest and richest
 9 grasslands in the world, with a huge diversity of species and an unique coexistence
 10 of several C₃ and C₄ plants in time and space (Burkart, 1975; Boldrini, 2009). The
 11 Campos are characterized by a strong dominance of C₄ (summer) perennial grasses,
 12 with reminiscent of C₃ winter species, which depend of region. Perennial grasses in
 13 general compose 70 to 80% of the total dry matter accumulated, while legumes
 14 range from 3 to 8 % (Pallarés et al., 2005). On average, over 60% of the production
 15 is concentrated on spring and summer months. Spring is also the most stable season
 16 in terms of productivity over the years, and summer the most variable one (Berretta
 17 and Bemhaja, 1998; Nabinger et al 2000; Berretta, 2001). Variation within and
 18 between years is extensively reported in the literature, and is associate to low levels
 19 of production and degradation of the grasslands when overstocked (e.g. Berretta and
 20 Bemhaja, 1998; Berretta, 2001; Pallarés et al., 2005).

21 There are markedly phytogeographic differences within the Campos region
 22 characterized by distinct combinations of soil, landscape and climate patterns
 23 (Boldrini, 2009). Hasenack et al. (2010) grouped those areas into 13 ecological
 24 regions, based on edaphic characteristics and botanical composition. The *Costal*
 25 *Grasslands* are flat, lowlands by the Atlantic coast, characterized by low fertility,
 26 poorly drained soils, and short vegetation. The *Seasonal Semideciduous Forest*,
 27 which was included in this study, it is in a hilly landscape with shallow granitic soils
 28 and dominated by trees. The *Shrubby grassland* is composed by shallow whose
 29 vegetation is mainly tall shrubs and small trees. The *Mixed grasslands* stand on
 30 deep, low fertility, with high water holding capacity that support dense vegetation
 31 (Boldrini, 2009; Hasenack at al., 2010). The *Aristida Grasslands* is at the northern
 32 most part of the Campos region, and the area is mostly converted to agriculture, soils
 33 deep, with high water holding capacity, and composed by native vegetation, and
 34 during winter the production is basically due to exotic species. *Sandy Grassland* is on
 35 the top of well drained, low fertility, with very low water holding capacity soils.
 36 Vegetation cover is highly unstable and there is a significant incidence of bare soil

37 due to overgrazing (Boldrini, 2009). The *Poaceae Grasslands* is formed by deep,
38 high fertility soils and dominated by herbaceous species, with it is one of the few
39 areas on the Campos that still have high occurrence of winter species. The *Shallow*
40 *Soil Grasslands* is the area that is the less suited for agriculture, therefore has the
41 most proportion of native grasslands (Berretta, 2006). Most soils are characterized by
42 shallow depth, high occurrence of rock outcropping, and low water holding capacity.
43 The *Vachelia Grasslands* is composed of a mixture of short grasses and small trees,
44 with the soils heavy textured, hydromorphic, deeper than the previous, with high
45 fertility and high water holding capacity (Berretta and Bemhaja, 1998; Pallarés et al.,
46 2005; Hasenack et al., 2010). The last four groups of grasslands are the *Crystalline*,
47 which comprises most of central and south Uruguay. Soil depth and water holding
48 capacity varies in the landscape. The *Western Crystalline Grassland* and west part of
49 the *Southern Crystalline Grasslands* are heavily influenced by agriculture, and the
50 *Central Crystalline Grasslands* is characterized by low fertility, low water holding
51 capacity and low permeability soils (Baeza et al., 2011). In *Crystalline* areas,
52 vegetation is fairly similar, being, with low fertility, but has a different and more
53 abundant species composition (Baeza et al., 2011).

54 There is an extreme variability in the vegetation structure of the Campos
55 grasslands in response to a range of factors, such as climate, soil and management
56 practices. Also, for another perspective, grazing influences the biogeochemical and
57 physical properties of the soils, inducing changes in root distribution and biomass
58 that alter water and carbon dynamics (Milchunas et al. 1989; Milchunas & Lauenroth,
59 1992). Trampling often increases soil bulk density, therefore reducing infiltration and
60 soil water holding capacity (Taboada & Lavado, 1988). In those complex system,
61 modeling the biosphere–atmosphere interface needs to be able to simulate
62 vegetation activity, i.e. cycles of dormancy, active growth and reproduction, referred
63 to as the phenology cycle. Therefore, a better understanding of spatial and seasonal
64 variation in plant communities is needed to improve representation of phenology in
65 vegetation models, such as the case of the Campos grasslands. Furthermore, the
66 understanding of the average conditions and annual dynamics throughout the biome
67 is essential to support studies that assess trends in vegetation changes due the
68 anthropogenic and/or climatic causes, which can be performed with vegetation
69 indices.

70 Several approaches using vegetation indices have been applied to identify
71 large scale variations in (leaf) phenology and its relationship to potential drivers,

72 based on earth observation time series (Bradely et al., 2011, 2009; Clerici et al.,
73 2012). The normalized difference vegetation index (NDVI) is used extensively in
74 ecosystem monitoring (Gurgel et al., 2003; Kawamura et al., 2005; Rosembach et
75 al., 2010; Jong et al., 2011; Leeuwen et al., 2013). Recently, the Enhanced
76 Vegetation Index (EVI) from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
77 (MODIS) has improved those observations and results, because it corrects
78 distortions in the reflected light caused by the particles in the air as well as ground
79 cover below the target vegetation. The EVI also does not become saturated as easily
80 as the NDVI when viewing rainforests and other heavily vegetated areas (with large
81 amount of chlorophyll). The EVI can as well be directly related to the photosynthetic
82 production of plants and indirectly to the green biomass (Huete et al., 2002).

83 At now, few studies were conducted in this region focusing on the
84 spatial/temporal patterns and variability of vegetation indices from MODIS, and even
85 less relationship in grasslands for the ecological regions proposed by Hasenack et al.
86 (2010). Therefore, the object of this study was to characterize the annual and
87 seasonal variability of NDVI and EVI over thirteen grassland types, and to identify the
88 possible distinction between those ecological regions.

89

90 **Material and methods**

91 Based on the grassland mask developed by Hasenack et al. (2010) (Figure 1)
92 EVI and NDVI values were extracted for the corresponding area and calculated the
93 mean EVI/NDVI values for the 13 vegetation units over Campos grasslands for
94 period from 2000 to 2011. This study analyzed time series images from Feb-2000 to
95 Jul-2011 of NDVI (Rouse et al., 1973) and EVI (Huete et al., 1997), obtained by the
96 MODIS/Terra, product MOD13Q1, with temporal and spatial resolution of 16 days
97 and 250m, respectively, and indices range from -1 to 1. Initially, the images were
98 processed using ENVI software 4.2 + IDL (EXELIS®, McLean, Virginia, USA) to
99 create the mosaics, project and resize them.

100 Further studies related to spatial analysis were done using the model Earth
101 Trends Modeler (ETM) from Idrisi Taiga software (Clark Lab®, Worcester,
102 Massachusetts, USA). Data was grouped into 16 days and monthly cycles. For the
103 monthly cycles, values the average and coefficient of variation (Cv) were calculated
104 for each index (EVI and NDVI), and those maps were build using ArcMap 10. The
105 larger differences between NDVI and EVI values did not allow comparing the two
106 sets of time series directly. Therefore, the dispersion was analyzed in relative terms

107 to its average value, using the Pearson coefficient of variation. The twelve year
108 mean/median and inter-annual variability in the vegetation indices were represented
109 as the mean and Cv of NDVI/EVI. The monthly NDVI (or EVI) averages were
110 calculated based on the average of the twelve year mean values of $NDVI_{mean,t}$ (or
111 $EVI_{mean,t}$). The Cv was calculated for the twelve years for both indices. Those
112 coefficients are expressed on the same units (percentage values) and, therefore,
113 allowed the comparison of the vegetation indices series that had originally different
114 value ranges. the averages maps are represented with absolute values divided in 7
115 classes, with the same extreme limits for both indices. Considering that the Cv is
116 calculated with the data obtained from the average, lower values indicated higher
117 homogeneity.

118 The average maps are represented in the same palette of colors for both
119 indices. Values were grouped into 6 classes, with the same intervals between each
120 class, but with different minimum and maximum values for each index. This was
121 done to facilitate the visual comparison between the indices, because the absolute
122 values of the EVI are lower than the NDVI, what could result in loss of spatial
123 variability.

124 The averages and Cv from NDVI and EVI data were extracted from the values
125 of the 13 Campos units mapped by Hasenack et. al (2010). Average and standard
126 deviation of both vegetation indices for the 16 days cycle data were extracted to
127 calculate the descriptive statistics, such as annual and across years mean profile for
128 each of the 13 units and Cv calculation. The monthly averages and variability were
129 represented using bloxplot.

130

131 **Results and discussion**

132 The mean values and standard deviation from NDVI and EVI extracted from
133 all grasslands units during the whole studied period are presented in Figure 2. The
134 profiles for both indices indicated a similar variation pattern between the grassland
135 units across the years. Similar result were founded by Wagner et al. (2011) and
136 Silveira et al. (2013) in the same region. The darker line represents the average for
137 all the grassland types, and the respective standard deviation, for the each index, is
138 represented by the lighter lines at the bottom of Figure 2. There was an decrease of
139 variability around the summer of 2006, which could be related to the La Niña . The
140 cold phase of the El Niño-Southern Oscillation (La Niña) is associated with a
141 decrease in rainfall and increase of temperature in this region. However, the scale

142 differences between these indices do not allow them to be compared directly, but that
143 can be done using the Cv.

144 The extracted NDVI and EVI average values for each individual grasslands
145 type are presented as the monthly variability by percentage of variation (grouped by
146 month; Figure 3), and also separately by each grassland type (Figure 4). In general,
147 there are two peaks on the indices, on the fall and spring. The increased biomass
148 production in the spring, when cool season species are more productive, seems to
149 be related with EVI, which showed more separability between units, except for Costal
150 and Shallow Soils Grasslands. On the other hand, the NDVI presented higher values
151 than EVI in the early fall growth, when there is a large production of C₄ grasses in this
152 region. This suggests that the NDVI could be more associated with C₄ grasses and
153 vegetation condition. After the peak in fall, there is a fast drop on both indices, and
154 the lowest values for both EVI and NDVI were observed in the winter, especially
155 around July. There is a fast increase in biomass production, therefore on the indices
156 values, towards the spring, reaching the maximum in October. The results in Figure 4
157 suggest that January was the month with the highest variability (mainly for NDVI)
158 among the grasslands types and within the years, due to a large percentage (50%) of
159 the values on interval between 0.57 to 0.7 for NDVI. This could be attributed to dry
160 or rainy years during the period (Rosembach et al., 2010). Berretta and Bemhaja
161 (1998) and Berlato (2006) already reported that summer was the season with highest
162 variability in rain (therefore biomass production), whereas the spring had the lowest
163 variance. The effect of the lower biomass production is enhanced in extremely dry
164 years because of the management, where many of the pastures in the region are
165 overstocked, causing a carryover effect for the following seasons (Baethgen &
166 Goddard, 2013).

167 Although the trends were similar across all grassland types (i.e, same pattern
168 of variation), there was a large difference between each of the groups (Figure 4).
169 Seasonal semideciduous forest and Shrubby grassland represented types with the
170 highest biomass, while the lowest values were observed in the Sandy grasslands,
171 that are adapted to hot and dry summers, with almost absence of cool season
172 growth. The NDVI had a better difference between maximums and minimums values
173 evidently better separated profiles on extreme values, that the highest and lowest
174 values on indices related to biomass.

175 When considering the difference between maximum and minimum values for
176 each of the vegetation index in October, the EVI showed little more separability

177 between the units than the NDVI, except for the Sandy Grasslands. Values ranged
178 from 0.41-0.47 and 0.65-0.69 for EVI and NDVI, respectively. Still, this is the period
179 with the highest occurrence of C₃ species, what suggest that EVI could better be
180 related with them. We speculate that this could because EVI also captures the blue
181 band and could have better sensibility to C₃ species. C₃ plants (mainly cool season
182 grasses in this case) have a lower ratio of Chlorophyll a to Chlorophyll b compared to
183 C₄ grasses (2.8 vs. 3.9 respectively; Taiz & Zeiger, 2010). The peak of light
184 absorption by Chlorophyll b is on the blue region (470 nm) while for Chlorophyll a is
185 on the red (670 nm). Therefore the EVI might have a different response than NDVI if
186 there is increased absorption of blue light (BL). According to Taiz and Zeiger (2010),
187 stomata responses to BL are rapid and reversible, and are located just in the guard
188 cells, related to stomatal movements throughout the life cycle of the plant. The
189 increase in biomass and temperature towards mid and late spring will increase
190 transpiration (which is higher per unit of biomass in C₃ plants), that is mediated by
191 stomatal opening. In this case, there will be more BL being absorbed by the guard
192 cells, increasing EVI values. This could be an explanation for the steeper incline of
193 the EVI slope in comparison to NDVI from the winter towards the spring.

194 The maps for monthly averages and coefficients of variation for EVI and NDVI
195 on whole Campos region were presented on Figures 5 to 8. The average value maps
196 for both indices showed a peak on March and October and dip on July. The
197 Campos's separability was higher on the summer for the two indices, although in the
198 winter-spring (July-November) the EVI performed better once the last period has the
199 highest occurrence of C₃ species. The EVI in the winter months was more sensitive
200 than NDVI for differentiating grassland types, especially the Shallow Soil and
201 *Crystalline* Grasslands. Although, NDVI was better for places with higher biomass,
202 such as the Seasonal Semideciduous Forest and the Shrubby Grassland.

203 Summer was the season with the greatest spatial variability between the
204 vegetation indices averages, and the coefficients of variation for both indices were
205 higher in January. The use of the Cv as a parameter to evaluate the results was
206 useful because it is a value independent of the unit in which the measurements were
207 taken. Therefore, it permits the comparison between data sets that have widely
208 different means, e.g. it allowed the comparison of EVI and NDVI performance
209 distinguishing the variability in the vegetation.

210 The maps for the coefficients of variation showed higher variability, or lower
211 homogeneity, in vegetation during the summer season, especially in January and

212 February at Uruguayan Campos. This variability decreased in the winter. Likewise,
213 the EVI presented highest Cv values compared to the NDVI for all months, which
214 result suggest that EVI is more capable to detect annual variability in grasslands. The
215 summer months during the evaluated period, mainly after 2006, are associated with
216 drought conditions (Rosemback et al., 2010), and can help explaining the better
217 performance of EVI. Alternative mechanisms that relates EVI to drought stress have
218 been proposed, such as structural changes in the canopy associated to leaf loss
219 (Anderson et al., 2010) and effect of leaf loss in reducing shaded fraction by the
220 tallest trees (Anderson et al., 2011).

221 The Shallow Soil and most of the Crystalline Grasslands are the areas with
222 the highest differences in the vegetation indices. Those areas also have the lowest
223 average annual values and highest Cv for almost every month. In the Shallow Soil
224 Grassland, the lowest areas with deeper soils trend to produce more biomass and be
225 affected later in case of water deficit. (Berretta, 1998; Berretta, 2006 Pallarés et al,
226 2005), while in crystalline the grasslands are located in agriculture marginal areas,
227 where dominate the livestock production and the most of the high fertility deeper soils
228 is used only to annual crops. (Boldrini, 2009; Hasenack at al., 2010). Those
229 grasslands are also highly influenced by the rain regime because soils have low
230 water holding capacity, and botanical composition is even more dependent on the
231 topography, where lower areas tend to be more productive (Pallarés et al, 2005).
232 Therefore, the results observed on mean and Cv values for NDVI and EVI in these
233 grasslands indicated an association between vegetation indices variability and
234 grasslands patterns.

235 Those results showed the potential use for the vegetation indices to spatially
236 and temporally characterize grasslands patterns and variability. Considering
237 countries which natural grasslands are viewed as extensive systems, such study can
238 improve the knowledge about vegetation behavior, and generate information and
239 maps that can assist on panel discussions about balancing the production versus the
240 conservation dilemma.

241

242 **Conclusion**

- 243 • The temporal and spatial variability of the vegetation vigor, that occurs at the
244 Pampa Biome region in RS and Uruguay, may be detected through NDVI and
245 EVI indices.

- 246 • The EVI and NDVI average temporal pattern is similar, with high values during
247 summer, and lower values at winter
- 248 • The temporal variability of vegetation indices is higher during summer, which
249 EVI shows more potential to detect it.
- 250 • For each unit, the vegetation vigor is associated as soil type, and the
251 precipitation.

252

253 **References**

254 ALLEN, V. G.; BATELLO, C.; BERRETTA, E. J.; HODGSON, J.; KOTHMANN, M.; LI,
255 X.; MCIVOR, J.; MILNE, J.; MORRIS, C.; PEETERS, A.; SANDERSON, M. An
256 international terminology for grazing lands and grazing animals. **Grass and Forage**
257 **Science**, v. 66, n.1, p. 2–28, 2011. Available at <[http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-](http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2494.2010.00780.x)
258 [2494.2010.00780.x](http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2494.2010.00780.x)> (verified 26 July 2011).

259

260 ANDERSON, L. O.; ARAGÃO, L.E.O.C.; SHIMABUKURO, Y.; ALMEIDA, S.; HUETE,
261 A. Use of fraction images for monitoring intra-annual phenology of different
262 vegetation physiognomies in Amazonia. **International Journal of Remote Sensing**,
263 v. 32, p. 387–408, 2011.

264

265 ANDERSON, L. O.; MALHI, Y.; ARAGÃO, L.E.O.C.; LADLE, R.; ARAI, E.; BARBIER,
266 N.; PHILLIPS, O. Remote sensing detection of droughts in Amazonian forest
267 canopies. **New Phytologist**, v. 187, p. 733–750, 2010.

268

269 BAEZA, S., GALLEGO, F.; LEZAMA, F.; ALTESOR, A.; PARUELO, J.M. Cartografía
270 de los pastizales naturales en las regiones geomorfológicas de Uruguay
271 predominantemente ganaderas. In: A. Altesor, W. Ayala and J.M. Paruelo (eds.).
272 Bases ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales. **Série FPTA INIA**, n.
273 26, p. 33-54, 2011.

274

275 BERLATO, M. A. ; Farenzena, H. ; LEIVAS, J. F. Probabilidade da precipitação
276 pluvial decendial ser igual ou superior à evapotranspiração de referência na metade
277 sul do Estado do Rio Grande do Sul. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, n. 12, p. 7-
278 16, 2006.

279

280 BERRETTA, E. J. Ecophysiology and management response of the subtropical
281 grasslands of Southern America. In: **Proceedings... 19th International Grassland**
282 **Congress**. Brazil, pp. 939-946, 2001.

283

284 BERRETTA, E. J. Uruguay. FAO, 2006. Accessed on 11/1/2013.
285 <http://www.fao.org/ag/agp/AGPC/doc/Counprof/uruguay/uruguay.htm>

286

287 BERRETTA, E. J.; BEMHAJA, M. Producción estacional de comunidades naturales
288 sobre suelos de basalto de la unidad Queguay Chico. IN: E.J. Berretta (eds.)
289 Seminario de actualización en tecnologías para basalto. INIA Tacuarembó. **Série**
290 **Técnica**, n. 102, p. 11-20, 1998.

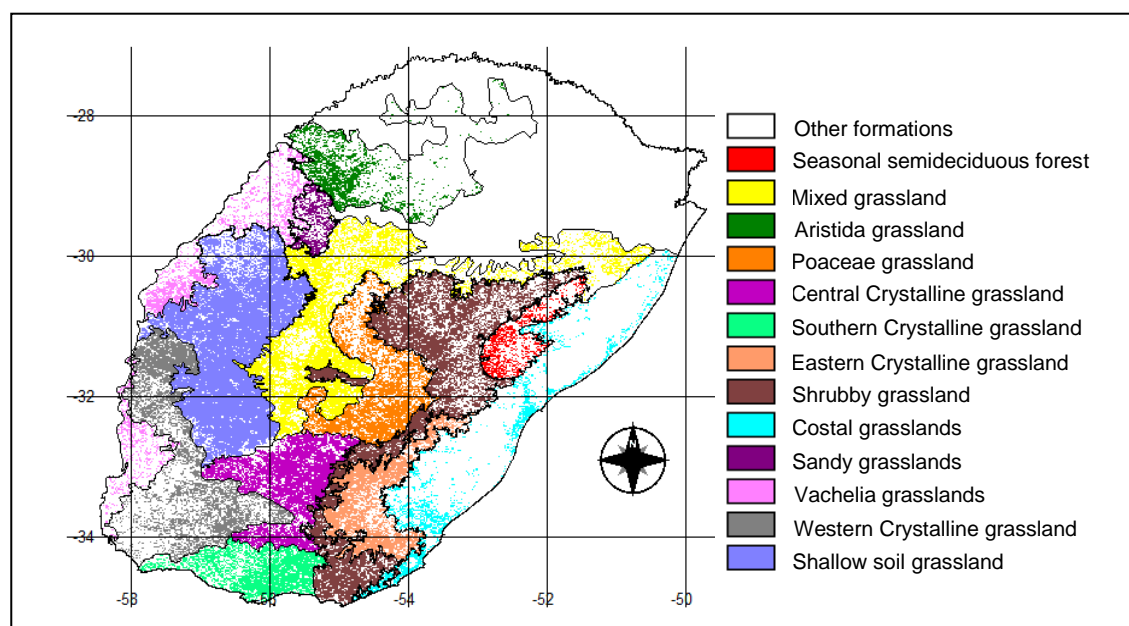
291

- 292 BERRETTA, E. J.; RISSO, D. F.; BEMHAJA, M. Tecnologías para la mejora de la
293 producción de forraje en suelos de Basalto. In: Tecnologías forrajeras para sistemas
294 ganaderos de Uruguay. INIA Tacuarembó. **Série Técnica**, n. 76, p. 1-37, 2001.
295
- 296 BAETHGEN, W.; GIMÉNEZ, A. La variabilidad climática, el cambio del clima y el
297 sector agropecuario. **INIA Serie Actividades de Difusión**, n. 1, 2004.
298 http://www.inia.org.uy/disciplinas/agroclima/publicaciones/ambiente/clima_tcbo_0406
299 [.pdf](#)
300
- 301 BOLDRINI, I. I. A flora dos campos do Rio Grande do Sul. In: PILLAR, V.D.P.;
302 MÜLLER, S.C.; CASTILHOS, Z.M. DE S.; JACQUES, A.V.A. (ed.) Campos sulinos:
303 conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília, **MMA**. p. 63-77, 2009.
304
- 305 BURKART, A. Evolution of grasses and grasslands in South America. **Taxon**, v. 24,
306 n.1, p. 53–66, 1975.
307
- 308 BRADLEY, A.; GERARD, F. Relationships between phenology, radiation and
309 precipitation in the Amazon region. **Global Change Biology**, v. 17, n. 6, p. 2245–
310 2260, 2011.
311
- 312 BRADLEY, A; GERARD, F.; BARBIER NET AL. Template phenology for vegetation
313 models. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE International, IGARSS,
314 2009.
315
- 316 CLERICI, N.; WEISSTEINER, C. J.; GERARD, F. Exploring the Use of MODIS NDVI-
317 Based Phenology Indicators for Classifying Forest General Habitat Categories.
318 **Remote Sensing**, v. 4, n. 12, p. 1781–1803, 2012.
319
- 320 GURGEL, H. C.; FERREIRA, N. J. Annual and interannual variability of NDVI in
321 Brazil and its connections with climate. **International Journal of Remote Sensing**,
322 v. 24, n. 18, p. 3595–3609, 2003.
323
- 324 HASENACK, H.; WEBER, E.; BOLDRINI, I. I.; TREVISAN, R. Mapa de sistemas
325 ecológicos da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior.
326 **Relatório Técnico**, Produto 4. Projeto IB/CECOL/TNC, 2010.
327
- 328 HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; VAN LEEUWEN, W. J. D. A comparison of
329 vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote**
330 **Sensing of Environment**, n. 59, p. 440 - 451, 1997.
331
- 332 HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G.
333 Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation
334 indices. **Remote Sensing of Environment**, n. 83, p. 195–213, 2002.
335
- 336 JONG, R.; Bruin, S.; Wit, A.; Schaepman, M. E.; Dent, D. L. Analysis of monotonic
337 greening and browning trends from global NDVI time-series. **Remote Sensing of**
338 **Environment**, v. 115, n. 2, p. 692–702, 2011.
339
- 340 KAWAMURA, K; AKIYAMA, T.; YOKOTA, H.; TSUTSUMI, M.; YASUDA, T.;
341 WATANABE, O.; WANG, S. Comparing MODIS vegetation indices with AVHRR
342 NDVI for monitoring the forage quantity and quality in Inner. **Grassland Science**, v.
343 51, n. 1, p. 33–40, 2005.

- 344
345 MILCHUNAS, D.G.; LAUENROTH, W.K.; CHAPMAN, P.L.; KAZEMPOUR, M.K.
346 Effects of grazing, topography, and precipitation on the structure of a semiarid grass-
347 land. **Vegetation**, n. 80, p. 11-23, 1989.
- 348
349 MILCHUNAS, D.G.; LAUENROTH, W.K. Carbon dynamics and estimates of primary
350 production by harvest, C-14 dilution, and C-14 turnover. **Ecology**, n. 73, p. 593-607,
351 1992.
- 352
353 NABINGER, C.; MORAES A.; MARASCHIN, G. E. Campos in South Brazil. p. 355–
354 376, 2000. In Lemaire, G., Hodgson, J., Moraes, A. de, Carvalho, P.C. de F.,
355 Nabinger, C. (eds.), **Grasland ecophysiology and grazing ecology**. CABI,
356 Wallingford.
- 357
358 PALLARES, O. R.; BERRETTA, E. J. ; MARASNCHIN, G. E. The South American
359 Campos Ecosystem. In Suttie, J., Reynolds, S.G., Batello, C. (eds.), **Grasslands of**
360 **the world**. Rome. p. 171–219, 2005.
- 361
362 ROSEMBACK, R.; FERREIRA, N.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; Conforte, J. C.; Análise
363 da dinâmica da cobertura vegetal na região Sul do Brasil a partir de dados
364 MODIS/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.62, n. 2, p.401-416, 2010.
- 365
366 ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A. DEERING, D. W. Monitoring vegetation
367 systems in the Great Plains with ERTS. In: **3rd ERTS Symposium**, NASA SP-351 I,
368 p. 309–317, 1973.
- 369
370 SILVEIRA, A. C. R.; KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; BARBIERI, D. W.; OVERBECK,
371 G. E.; ABREU, P. M. F. Desempenho de EVI e NDVI para monitorar vegetação
372 campestre através de ondaletas. In: **Anais XVI Simpósio Brasileiro de**
373 **Sensoriamento Remoto**, p. 2770–2777, 2013.
- 374
375 TABOADA, M.A.; LAVADO, R.S. Grazing effects on the bulk density in a Natraquoll
376 of the Flooding Pampa of Argentina. **J. Range Manage**. v. 41, p. 500-503, 1988.
- 377
378 TAIZ, L.; ZEIGER, E. Plant physiology. 5th ed. Sunderland, MA, USA, 2010.
- 379
380 WAGNER, A. P. L.; WEBER, E.; HASENACK, H.; KLERING, E.V; FONTANA, D. C,
381 Variabilidade Temporal do NDVI/MODIS na Análise de Remanescentes da
382 Ecorregião das Savanas Uruguaias In: **Anais XV Simpósio Brasileiro de**
383 **Sensoriamento Remoto**, Curitiba, PR. , p. 5600 – 5606, 2011.
- 384
385
386
387
388
389
390
391
392
393
394
395

396 **Figures**

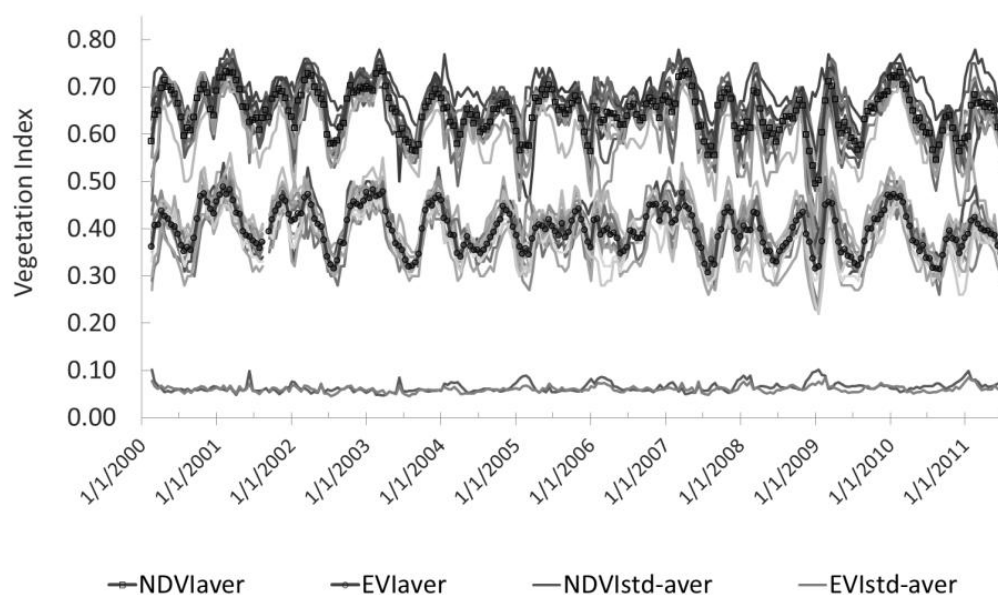
397



398

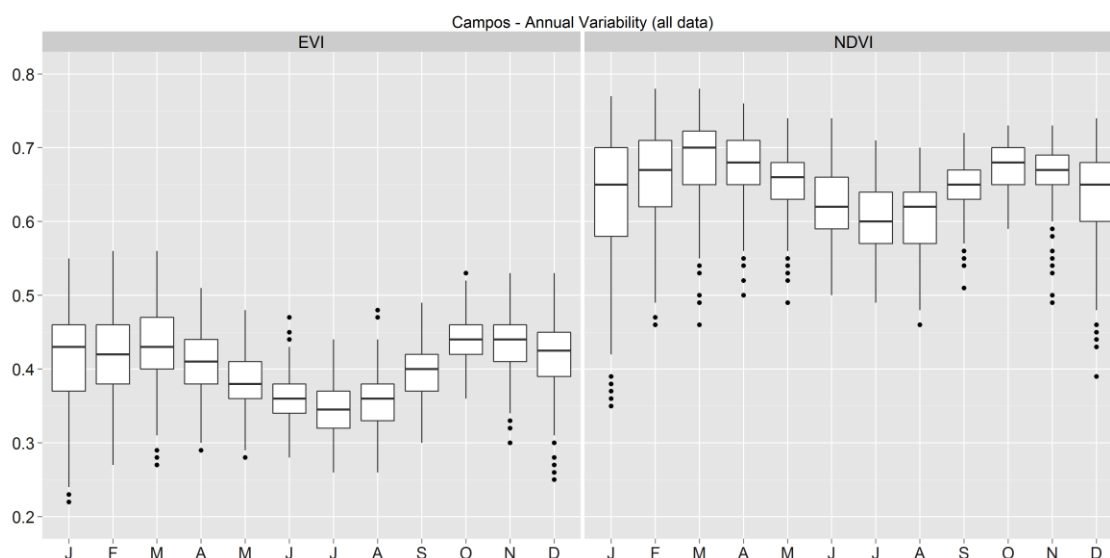
399 Figure 1. Pampa Campos units in Rio Grande do Sul, Brazil, and Uruguay (adapted from
400 Hasenack et al., 2010).

401



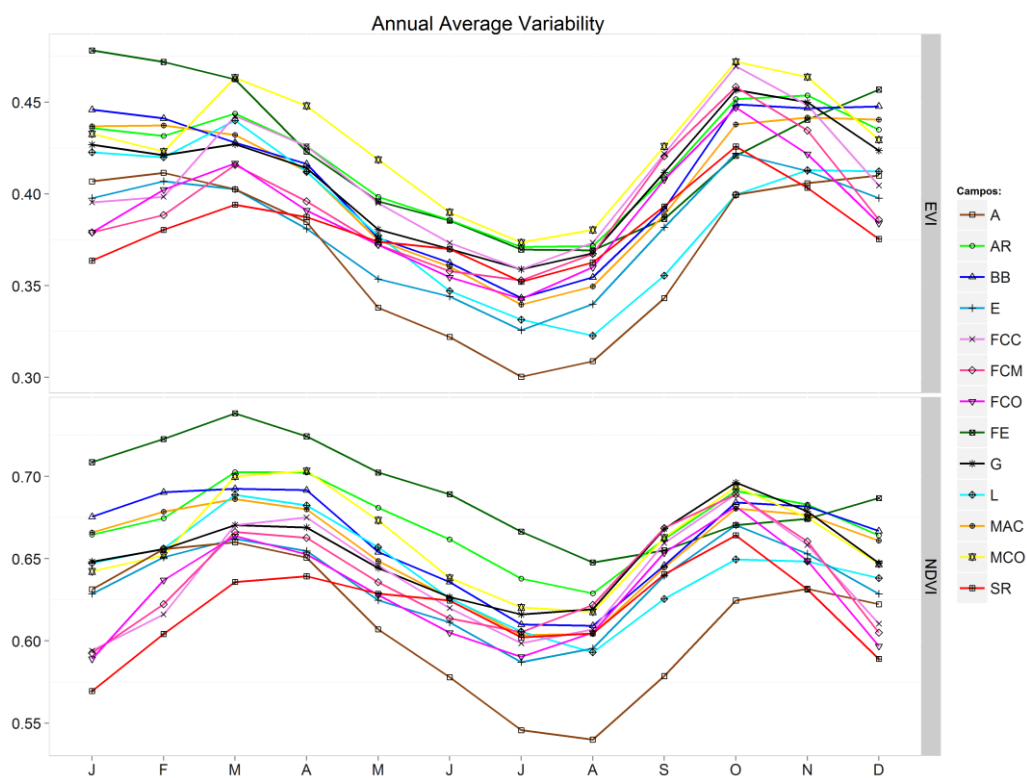
402

403 Figure 2. EVI and NDVI inter-annual average variability on 13 grasslands units in Pampa
404 biome. The darker line is the average for all grassland types along the studied period, and
405 the respective standard deviation for the each index is represented by the lighter lines at the
406 bottom.



407

408 Figure 3. Distribution of EVI (left), and NDVI (right), for average values extracted in the 13
 409 field units in Pampa biome for the period from Feb/2000 to Aug/2011. The horizontal line
 410 inside the boxes represents the 50th percentile (median), the end of the boxes, the 25th and
 411 75th percentiles, the bars, the 10th and 90th percentiles, the filled circles, extreme values.



412

413 Figure 4. EVI and NDVI annual average variability on grasslands types in Pampa biome.
 414 Types: A: Sandy grasslands; AR: Shrubby grassland; BB: Aristida grassland; E: Vachelia
 415 grasslands; FCC: Central Crystalline grassland; FCM: Southern Crystalline grassland; FCO:
 416 Western Crystalline grassland; FE: Seasonal semideciduous forest; G: Poaceae grassland;
 417 L: Costal grasslands; MAC: Mixed grassland; MCO: Eastern Crystalline grassland; SR:
 418 shallow soil grassland.

419

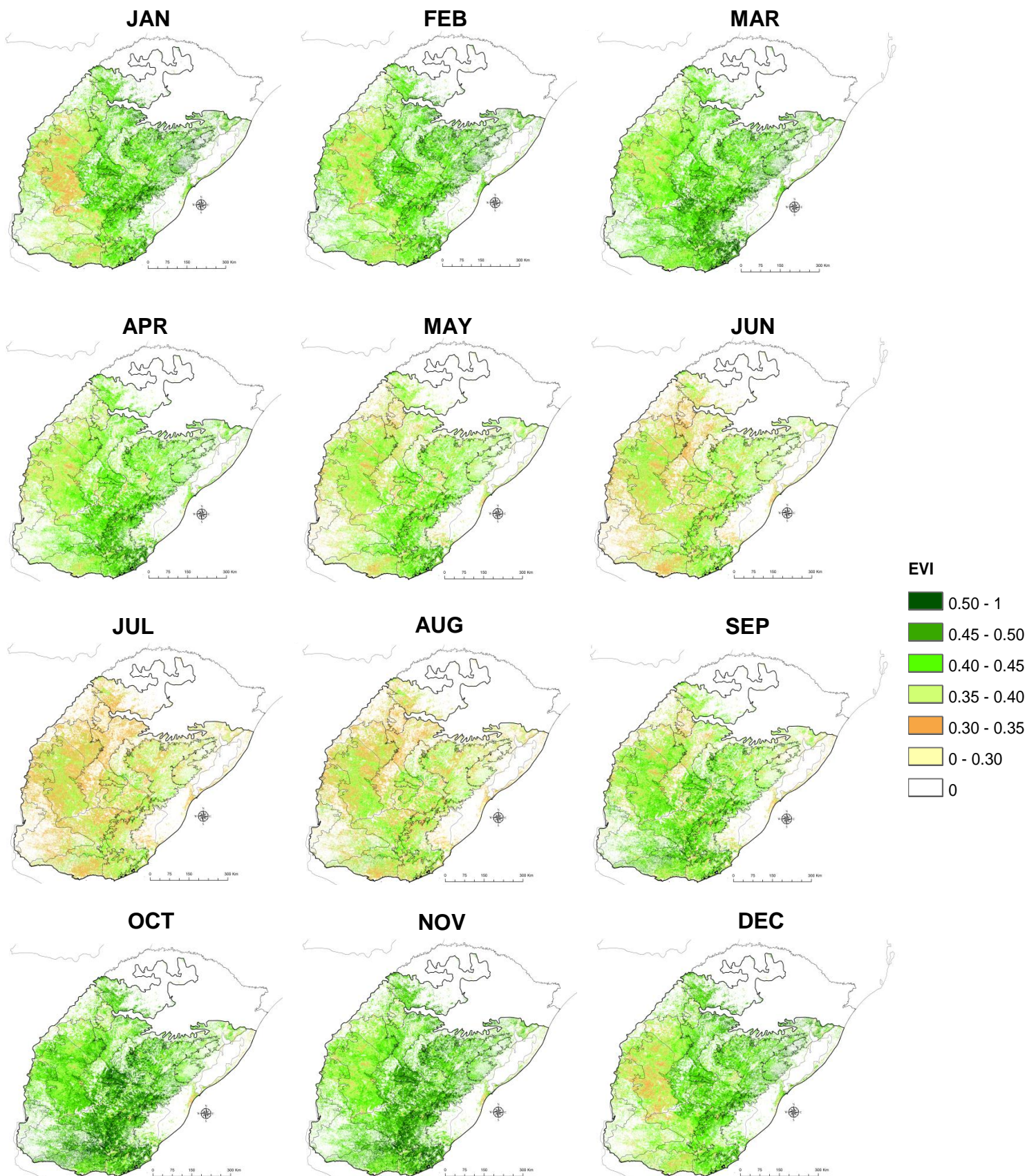


Fig 5. Spatial distribution of annual average variability to EVI in grasslands in Pampa biome for the period 2000-2011.

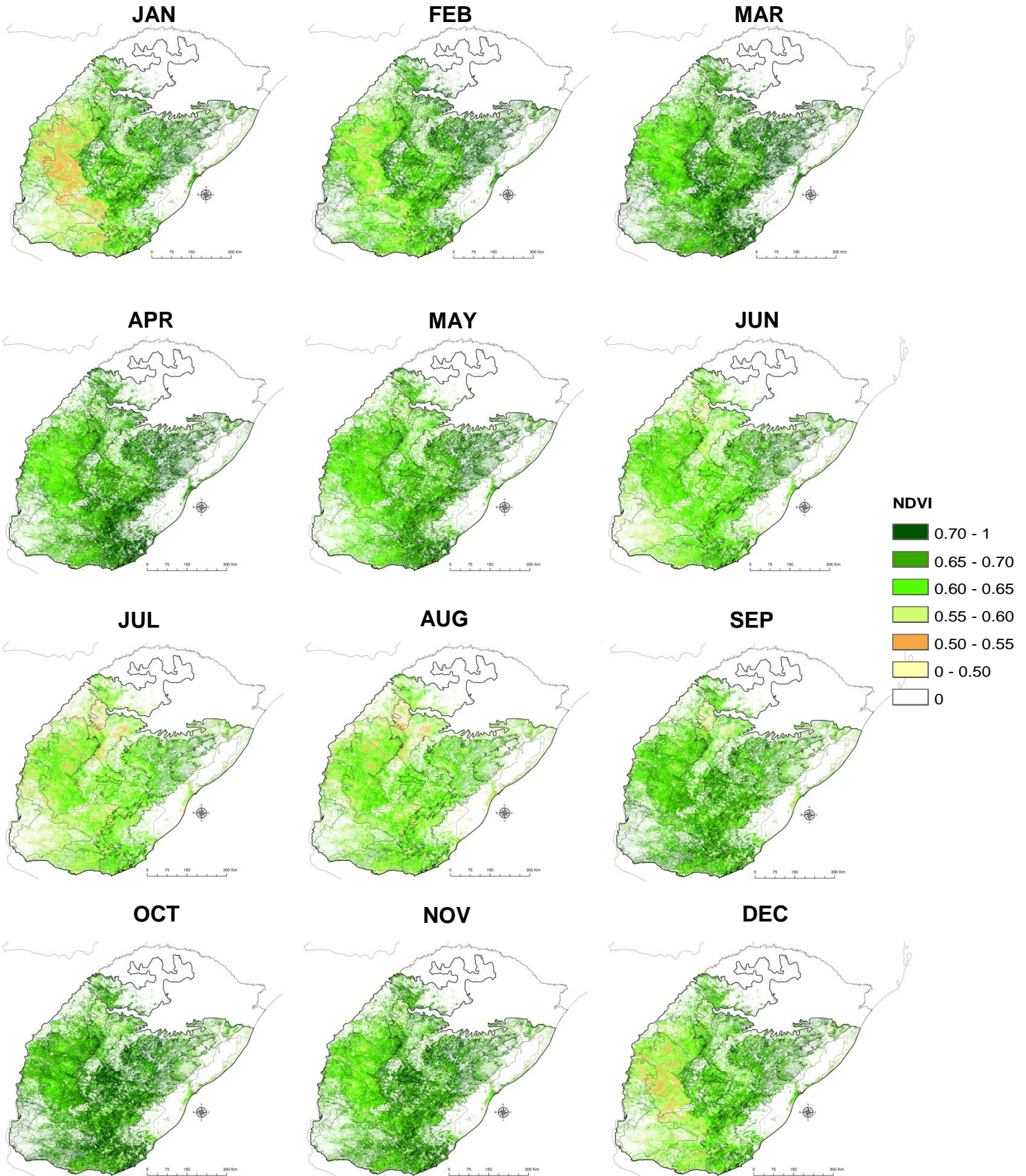


Fig 6. Spatial distribution of annual average variability to NDVI in grasslands in Pampa biome for the period 2000- 2011.

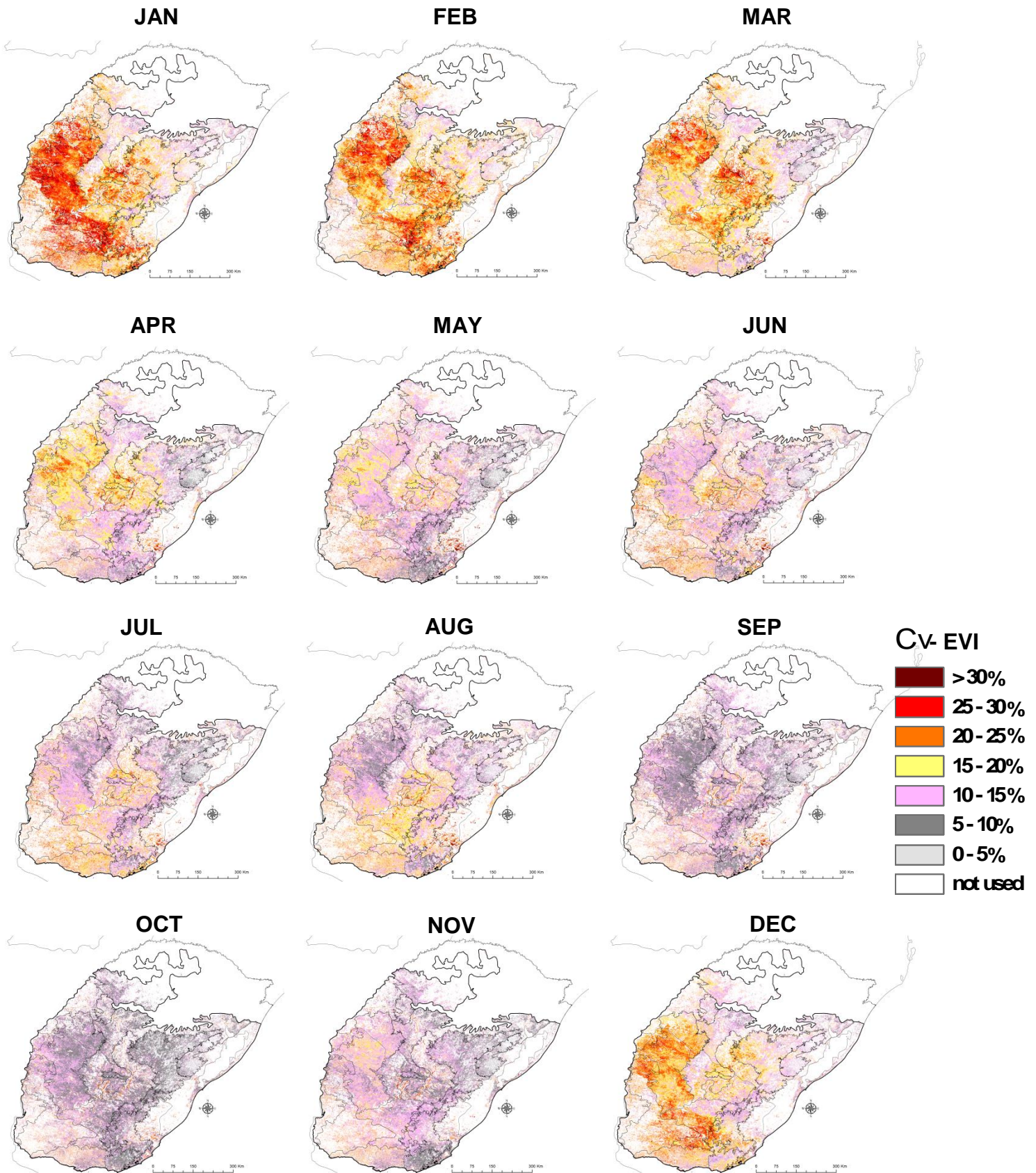


Fig 7. Spatial distribution of annual coefficient of variation to EVI in grasslands in Pampa biome for the period 2000- 2011.

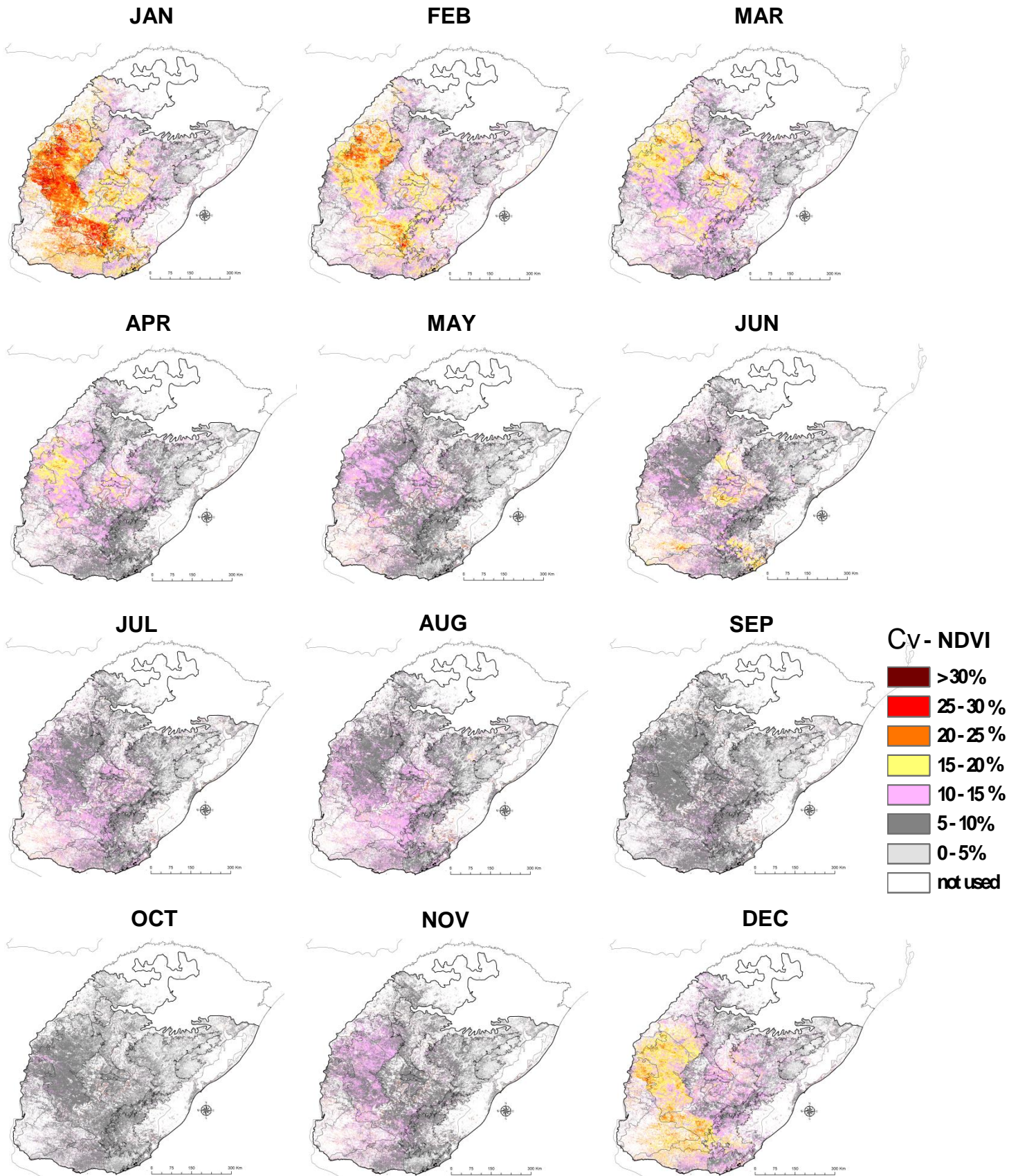


Fig 8. Spatial distribution of annual coefficient of variation to NDVI in grasslands in Pampa biome for the period 2000- 2011.

II.2. ARTIGO 2: TENDÊNCIAS TEMPORAIS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NOS CAMPOS DO PAMPA DO BRASIL E DO URUGUAI

(Artigo submetido para *Pesquisa Agropecuária Brasileira* (PAB) em 24/05/2013)

E-mail de recebimento de submissão do artigo pela revista:

Assunto: [PAB] AGRADECIMENTO E REGISTRO DA SUBMISSÃO

de: Emilson França de Queiróz <sct.pab@embrapa.br>

para: Sra Ana Luz Wagner Wagner <anaplw@gmail.com>

data: 24 de abril de 2013 09:02

assunto: [PAB] Agradecimento e registro da Submissão

enviado por: embrapa.br

Sra Ana Luz Wagner Wagner,

Agradecemos a submissão e comunicamos o recebimento do trabalho "Tendências temporais de índices de vegetação nos campos do RS/Brasil e Uruguai" pela revista *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. Informamos que é possível acompanhar o progresso do documento dentro do processo editorial, basta logar no sistema em:

URL do Manuscrito:

<http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/author/submission/16008>

Login: anaplw

Informamos que, diante do grande número de trabalhos recebidos para publicação (média de 110 por mês), os trabalhos estão sendo analisados pela Comissão Editorial da revista, antes de serem submetidos à assessoria científica.

(...)

Emilson França de Queiróz
Pesquisa Agropecuária Brasileira

Pesquisa Agropecuária Brasileira
Embrapa Informação Tecnológica
<http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab>

Tendências temporais de índices de vegetação nos campos do Pampa do Brasil e do Uruguai

Ana Paula Luz Wagner⁽¹⁾, Denise Cybis Fontana⁽²⁾, Clyde Fraisse⁽³⁾, Eliseu José Weber⁽⁴⁾
e Heinrich Hasenack⁽⁴⁾

⁽¹⁾Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia, Avenida Bento Gonçalves, nº 9.500, Caixa Postal 15044, CEP 91501-970 Porto Alegre, RS. E-mail: anaplw@gmail.com ⁽²⁾UFRGS, Departamento de Plantas Forrageiras e Agrometeorologia, Avenida Bento Gonçalves, nº 7.712, Caixa Postal 15100, CEP 91501-970 Porto Alegre, RS. E-mail: dfontana@ufrgs.br ⁽³⁾Florida University, Department of Agricultural and Biological Engineering, 239, Rogers Hall, P.O. Box 110570, Gainesville, FL 32611-0570, EUA. E-mail: cfraisse@ufl.edu ⁽⁴⁾UFRGS, Centro de Ecologia, Caixa Postal 15007, CEP 91501-970 Porto Alegre, RS. E-mail: eliseu.weber@ufrgs.br, hhasenack@ufrgs.br

Resumo – O objetivo deste trabalho foi avaliar a redução do vigor vegetativo da cobertura vegetal do Pampa do Brasil e do Uruguai, por meio da identificação de tendências negativas em séries temporais de imagens. Utilizaram-se séries temporais de imagens de NDVI/EVI do sensor Modis, de 2000 a 2011; imagens de índices de umidade do solo do “climate forecast system reanalysis”; e dados de precipitação pluvial de estações meteorológicas. O estudo quantificou tendências lineares e não lineares nas séries de NDVI e EVI, em áreas de campos. Na tendência monotônica de Mann-Kendall, a 5% de probabilidade, 81,9% da área total estudada foi significativa com o NDVI, e 74,8%, com o EVI; no entanto, o EVI apresentou contraste superior na estimativa dos parâmetros. Os resultados mostraram maior sinal negativo a oeste, com valores médios de $R^2 > 0,15$, $r < -0,3$ e $\tau < -0,15$ na tendência dos índices de vegetação, e tendência decrescente para NDVI, EVI e precipitação pluvial, com menores valores médios de umidade do solo. A tendência negativa dos índices de vegetação, relacionada à combinação da ocorrência de déficit hídrico em solos rasos com o sobrepastoreio, indica alterações no padrão de cobertura vegetal do Pampa, com redução do vigor vegetativo.

Termos para indexação: campos nativos, EVI, Modis, NDVI, séries temporais.

Temporal trends of vegetation indices on Pampa grasslands in Brazil and Uruguay

Abstract – The objective of this work was to evaluate the reduction in the vegetative vigor of Pampa vegetation cover in Brazil and Uruguay, by identifying negative trends in images time series. The following were used: time series of NDVI/EVI images from the Modis sensor, from 2000 to 2011; images from soil moisture indices from the climate forecast system reanalysis; and precipitation data from meteorological stations. The study quantified linear and nonlinear trends in the NDVI and EVI series in grassland areas. With the Mann-Kendall monotonic trend, at 5% probability, 81.9% of the total area studied was significant with NDVI, and 74.8% with EVI; however, EVI showed superior contrast in the estimation of parameters. The results showed: highest negative signal in the west, with average values of $R^2 > 0.15$, $r < -0.3$, and $\tau < -0.15$ in the tendency of the vegetation indices; and decreasing tendency for NDVI, EVI, and rainfall, with lower mean soil moisture values. The negative trend of the vegetation indices, related to the combination of drought occurrence in surface soils with excessive grazing, indicates changes in the pattern of Pampa vegetation cover, with reduction in vegetative vigor.

Index terms: natural grasslands, EVI, Modis, NDVI, time series.

Introdução

Os campos que cobrem a porção de terra no extremo Sul do Brasil e no Uruguai pertencem a um complexo de áreas abertas que se estendem até a Argentina e o Paraguai (Crawshaw et al., 2007), conhecido como Pampa. Na República Oriental do

Uruguai, coberta por vegetação predominantemente campestre, os processos de intervenção na última década ocasionaram a diminuição de quase 110 mil hectares por ano de campos naturais (Jaurena et al., 2013), enquanto, no Estado do Rio Grande do Sul, restam apenas 50% de sua área original (Pillar & Vélez, 2010).

Os campos sofreram acentuada descaracterização, principalmente pela forte expansão agrícola ocorrida na década de 1970 e, recentemente, pela conversão de áreas campestres em monoculturas de *Pinus* sp., *Acacia* spp. e *Eucalyptus* spp. (Berreta, 2009), bem como pelo excesso de lotação empregado na exploração pecuária (Carvalho et al., 2006).

Além destes fatores, as áreas campestres, principal componente da região, podem sofrer modificação nos padrões de resposta da cobertura vegetal ao longo do tempo, em decorrência de eventos climáticos severos, ciclos fenológicos anuais e eventos episódicos, como é o caso do El Niño Oscilação Sul (Enos). O Enos tem forte influência na região, em razão do efeito que este fenômeno provoca sobre a precipitação pluvial regional (Jacóbsen et al., 2004). O status, ou a condição da vegetação, fornece indicativos ambientais importantes, de modo que declínios e tendências temporais são considerados indicadores de degradação da terra (Jong & Bruin, 2012).

De forma geral, os índices de vegetação, definidos como adimensionais, são medidas radiométricas que funcionam como indicadores da abundância relativa e da atividade da vegetação verde (Ji et al., 2011), e suas tendências podem ser usadas como indicativos ecológicos (Jong & Bruin, 2012). A estreita correlação entre dinâmica espaço-temporal da vegetação e índices de vegetação mostra o seu potencial para o monitoramento da cobertura vegetal sobre áreas extensas (Risso et al., 2012). Entre esses índices, destacam-se o “normalized difference vegetation index” (NDVI), baseado na refletância do vermelho e do infravermelho (Rouse et al., 1974); e o “enhanced vegetation index” (EVI), que inclui a refletância do azul (Huete et al., 1997).

Estudos têm analisado as tendências dos índices de vegetação, especialmente do NDVI, para inúmeros fins, desde mudanças de uso e cobertura do solo a mudanças fenológicas (Leeuwen et al., 2006). Uma abordagem frequente é estabelecer tendências por meio de regressão linear do NDVI, calculado em períodos anuais ou sazonais (Jong & Bruin, 2012; Forkel et al., 2013). A regressão linear é um teste paramétrico que pode apresentar, entretanto, dificuldades na caracterização de tendências, referentes à capacidade de se determinar o quanto o coeficiente de declividade da reta ajustada difere significativamente de zero. Além disso, a capacidade de detectar tendências na razão de crescimento ou intensidade na vegetação em períodos

sazonais, muitas vezes, é ocultada quando os dados de NDVI são integrados em frequências anuais (Jong & Bruin, 2012).

Em séries temporais de imagens de índices de vegetação, a autocorrelação no conjunto de dados pode se tornar um problema, à medida que causa, nos processos de regressões lineares, diminuição nos valores esperados das tendências. No caso da não remoção da sazonalidade dos dados, é necessário aplicar testes de tendência não paramétricos, os quais levam em conta a sazonalidade da série (Neeti & Eastman, 2011).

O objetivo deste trabalho foi avaliar a redução do vigor vegetativo da cobertura vegetal do Pampa do Brasil e do Uruguai, por meio da identificação de tendências negativas em séries temporais de imagens NDVI e EVI do sensor Modis.

Material e Métodos

A área experimental compreende a porção do Pampa que abrange a República Oriental do Uruguai e a porção meridional do Estado do Rio Grande do Sul (latitudes 27° e 34°30'S e longitudes 48°30' e 58°55'W) (Figura 1).

Foram utilizadas séries temporais de imagens de NDVI e EVI, versão V005 (Huete et al., 2002), do período de 18/2/2000 a 31/10/2011, o que totalizou 269 datas de imagens. Os dados apresentam resolução temporal de 16 dias e resolução espacial de 250 m, e foram obtidos do banco de dados do “Earth observing system data and information system” da Nasa (Eosdis/Nasa). O processamento foi executado no programa Envi 4.2 + IDL (Exelis, McLean, VA, EUA).

Além das imagens dos índices NDVI e EVI, também foram utilizadas imagens de índices de umidade do solo, calculada para as profundidades de 40 e 100 cm, para o mesmo período, o que totalizou 4.383 datas. O produto é o resultado da aplicação do modelo de superfície terrestre Noah LSM (Ek et al., 2003) implementado no acoplamento terra-atmosfera-oceano e semiacoplado ao “climate forecast system reanalysis” (CFSR) e ao “global land data assimilation system” (GLDAS) (Saha et al., 2010). A série temporal tem cobertura global diária com resolução espacial de 0,25°. Os dados foram obtidos do “National Centers for Environmental Prediction” (NCEP) e do CFSR, e transformados do formato “Fortran 4-byte little-endian” para imagem.

Também foram utilizados dados meteorológicos diários de precipitação pluvial de três estações meteorológicas disponíveis na área de estudo, escolhidas em razão do menor índice de umidade do solo, próximas dos campos de solos rasos, região de maior sinal negativo nas tendências, a saber: Quaraí e Santana do Livramento, no Estado do Rio Grande do Sul; e Salto, no Uruguai. Os dados do Brasil foram disponibilizados pela Fundação Estadual de Pesquisa Agropecuária (Fepagro) e pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), e os dados do Uruguai, pelo Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria (INIA).

As estimativas das tendências e dos níveis de significância das séries temporais dos índices de vegetação, bem como sua espacialização, foram feitas com o módulo “Earth trends modeler” (ETM) do programa Idrisi Taiga (Clark Labs, Worcester, MA, EUA). Para as análises estatísticas resultantes das tendências, utilizou-se mapa dos remanescentes de vegetação das Savanas Uruguaias juntamente com mapa de sistemas ecológicos da ecorregião das

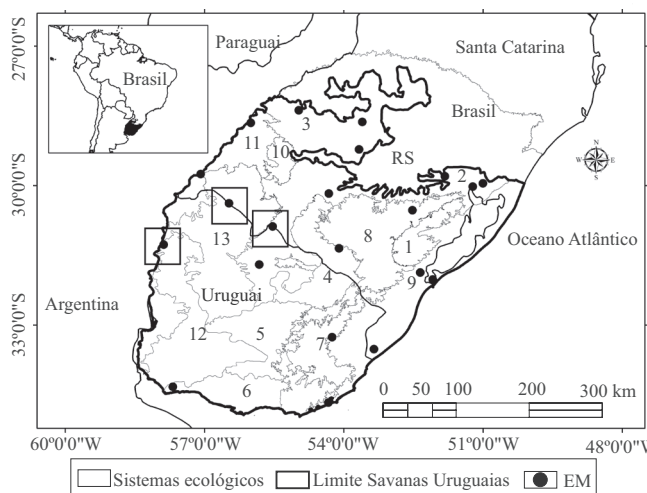


Figura 1. Sistemas ecológicos das diferentes unidades fitofisionômicas presentes na área de estudo e estações meteorológicas (EM) utilizadas. Adaptado de Hasenack et al. (2010). 1, Floresta estacional; 2, Campo misto de andropogoneas e compostas; 3, Campo com barba-de-bode; 4, Campo graminoso; 5, Campo com flechilhas do Cristalino Central; 6, Campo com flechilhas do Cristalino Meridional; 7, Campo misto do Cristalino Oriental; 8, Campo arbustivo; 9, Campo litorâneo; 10, Campo com areais; 11, Campo com espinilho; 12, Campo com flechilhas do Cristalino Ocidental; 13, Campo de solos rasos.

Savanas Uruguaias (Hasenack et al., 2010) (Figura 1). Todos os parâmetros foram extraídos sobre a máscara resultante do cruzamento entre a classe campo do mapa de remanescentes, os sistemas ecológicos e a tendência monotônica de Mann-Kendall, a 5% de probabilidade, $p < 0,05$ para cada índice de vegetação. Dessa forma, apenas áreas campestres, em cada sistema ecológico, com tendência monotônica de Mann-Kendall, a 5% de probabilidade, $p < 0,05$ foram analisadas.

Foram aplicadas técnicas de tendência linear (Jong & Bruin, 2012) e monotônica de Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1975), tendo-se tratado cada pixel no espaço como uma série temporal unidimensional de ciclos de 16 dias. Por meio de regressões e correlações da série com tendência linear, foram estimados o coeficiente de determinação (R^2) e o coeficiente de correlação do momento-produto de Pearson (r), pixel a pixel; no entanto, não foram aplicados testes para detectar se os resíduos da regressão foram normais. Assim, quanto à parametrização, foram usados modelos paramétricos (regressão linear) e não paramétricos (Mann-Kendall), na investigação de tendências negativas dos índices de vegetação.

No modelo de tendência monotônica de Mann-Kendall, foram estimados os coeficientes de correlação de Mann-Kendall (S) e o tau (τ), dados pelas equações (Mann, 1945; Kendall, 1975):

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sinal}(x_i - x_j),$$

$$\text{sinal}(x_i - x_j) = \begin{cases} 1, & \text{se } (x_i - x_j) < 0 \\ 0, & \text{se } (x_i - x_j) = 0, \\ -1, & \text{se } (x_i - x_j) > 0 \end{cases}$$

em que S é o coeficiente de correlação de Mann-Kendall; x_i e x_j são os dados estimados da sequência de valores; e n é o número de elementos da série temporal.

Também foi utilizada a equação: $\tau = 2s/[n(n-1)]$, em que τ é o tau de Mann-Kendall e s é o sinal.

Para calcular a significância de Mann-Kendall (Mann, 1945; Kendall, 1975), obteve-se a estatística S do teste parametrizado (Z), dado por:

$$Z = \begin{cases} \frac{s-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{para } s > 0 \\ 0, & \text{para } s = 0 \\ \frac{s+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{para } s < 0 \end{cases}$$

em que $\text{Var}(S)$ é a variância e S é o coeficiente de correlação de Mann-Kendall.

Um valor positivo de Z indica tendência crescente, e um valor negativo, tendência decrescente. Para testar a tendência monotônica crescente ou decrescente no nível de significância de p , a hipótese nula será rejeitada se o valor absoluto de Z for maior que $(Z_{1-p/2})$, com uso da tabela da distribuição normal cumulativa padrão (Neeti et al., 2011) e da equação: $p = 2[1 - \phi(|Z|)]$, em que $\phi(|Z|)$ é a função de distribuição cumulativa de uma variação do desvio-padrão.

A tendência monotônica de Mann-Kendall, a 5% de probabilidade, foi utilizada para análise e extração dos valores paramétricos das tendências em 81,9 e 74,8% das áreas de cobertura de campos, com uso da série de NDVI e EVI, respectivamente.

O valor médio da umidade do solo foi calculado a partir da série diária dos dados do CFSR, após o processamento, pixel a pixel, para as séries temporais de profundidades de 40 e 100 cm. Além disso, ao se considerar apenas áreas de campo até 10 km de distância de cada estação meteorológica, foram extraídos os valores médios de NDVI e EVI. Os valores de precipitação pluvial diária foram agrupados em períodos de 16 dias totais acumulados, para estarem temporalmente compatíveis com as séries de índices de vegetação.

Resultados e Discussão

As estatísticas extraídas de áreas de campo, com paleta de tonalidades de cores realçada em função dos valores médios das variáveis (Tabelas 1 e 2), corresponderam a intervalos de $-0,25 < \tau < 0$, para o tau de Mann-Kendall, e de $-0,3 < r < 0$ para a correlação (Figura 2). Assim, em gráficos de perfis, as duas variáveis foram apresentadas na mesma escala de frequência temporal, o que permitiu observar a evolução dos perfis de forma integrada.

Os interceptos, em unidades de índices de vegetação médios, apresentaram maiores valores para o NDVI do que para o EVI, na ordem de $\alpha_{\text{NDVI}}=0,6$ e $\alpha_{\text{EVI}}=0,4$, com variabilidade a partir da segunda casa decimal entre cada sistema ecológico, nos respectivos índices (Tabela 1). Em ambos os índices, os maiores valores médios coincidiram com os padrões de campo de vegetação mais arbustiva, e os menores valores, com as formações vegetacionais de porte baixo ou com os solos rasos ou de baixa fertilidade, de modo que os índices calculados de forma diferente diferiram em saturação. Esta é uma característica esperada, já que o NDVI apresenta saturação nos valores altos, o que o torna pouco sensível à detecção de variações no aumento da biomassa vegetal a partir de uma determinada fase de crescimento das plantas. O EVI, que se caracteriza por ser um NDVI aperfeiçoado, ao

Tabela 1. Parâmetros do modelo linear $(\alpha + \beta t)$, em que α é o intercepto, β é a declividade e t é o tempo em múltiplo de 16 dias para a série de 2000 a 2011, estimados da tendência das séries dos índices de vegetação NDVI e EVI, extraídos em áreas de campos, em 13 sistemas ecológicos.

Sistema	NDVI		EVI	
	$(\alpha + \beta t)_{\text{NDVI}}$	R^2	$(\alpha + \beta t)_{\text{EVI}}$	R^2
Campo arbustivo (médio)	0,691 - 0,00020t	0,042	0,448 - 0,00020t	0,039
Campo com areas	0,627 - 0,00013t	0,017	0,390 - 0,00017t	0,026
Campo com barba-de-bode	0,678 - 0,00014t	0,004	0,432 - 0,00018t	0,007
Campo com espinilho (médio)	0,670 - 0,00025t	0,015	0,411 - 0,00022t	0,015
Campo com flechilhas do Cristalino Central	0,669 - 0,00024t	0,038	0,438 - 0,00022t	0,035
Campo com flechilhas do Cristalino Meridional	0,665 - 0,00021t	0,026	0,416 - 0,00017t	0,018
Campo com flechilhas do Cristalino Ocidental	0,662 - 0,00026t	0,024	0,419 - 0,00023t	0,024
Campo de solos rasos	0,655 - 0,00027t	0,054	0,416 - 0,00026t	0,079
Campo gramíneo	0,683 - 0,00023t	0,030	0,441 - 0,00021t	0,024
Campo litorâneo	0,664 - 0,00016t	0,005	0,402 - 0,00009t	0,003
Campo misto de andropogoneas e compostas	0,676 - 0,00018t	0,021	0,429 - 0,00019t	0,021
Campo misto do Cristalino Oriental	0,686 - 0,00020t	0,032	0,453 - 0,00020t	0,028
Floresta estacional	0,699 - 0,00005t	0,007	0,437 - 0,00011t	0,006

incluir a banda do azul, não satura tão facilmente como o NDVI em áreas com grande quantidade de clorofila, mas corrige distorções na luz refletida causada por partículas no ar e na componente de resposta do solo abaixo da vegetação (Huete et al., 2002).

Em todos os índices, em todos os sistemas ecológicos, a declividade da tendência linear foi negativa, isto é, houve tendência de diminuição dos índices de vegetação, na mesma ordem de grandeza, que decresceram ligeiramente da vegetação menos arbustiva para a mais arbustiva. As taxas de declividade, no entanto, foram muito baixas e situaram-se em torno de $\beta=0,00002$, um valor baixo, mas significativo (Tabela 1). Os coeficientes de determinação quase nulos, encontrados em grande parte dos campos, relacionam-se a baixos valores de declividade da tendência linear e podem mostrar as características de sazonalidade destes padrões de cobertura, os quais apresentam grande variabilidade intra-anual associada às estações do ano bem definidas nessa região (Kuplich et al., 2013). Portanto, as séries de índices de vegetação apresentaram comportamento quase estacionário, mas com evidências de diminuição, cujas tendências não podem ser detectadas essencialmente por meio de ajuste linear em todas as áreas, como observado por Leeuwen et al. (2013) em diferentes escalas.

Tabela 2. Estimativas médias do tau de Mann-Kendall (τ) e desvios-padrão (σ) da tendência monotônica de Mann-Kendall para NDVI e EVI, nos diferentes sistemas ecológicos.

Sistema ⁽¹⁾	NDVI		EVI	
	τ	σ	τ	σ
Campo arbustivo (médio)	-0,153	0,072	-0,152	0,059
Campo com areas	-0,106	0,097	-0,141	0,077
Campo com barba-de-bode	-0,118	0,045	-0,142	0,051
Campo com espinilho (médio)	-0,156	0,058	-0,160	0,063
Campo com flechilhas do CC	-0,153	0,054	-0,152	0,055
Campo com flechilhas do CM	-0,143	0,065	-0,122	0,086
Campo com flechilhas do CO	-0,151	0,072	-0,161	0,068
Campo de solos rasos	-0,173	0,045	-0,207	0,057
Campo gramíneo	-0,160	0,058	-0,146	0,068
Campo litorâneo	-0,126	0,090	-0,080	0,115
Campo misto de AC	-0,130	0,085	-0,142	0,065
Campo misto do Cristalino Oriental	-0,148	0,058	-0,146	0,058
Floresta estacional	-0,057	0,129	-0,108	0,075

⁽¹⁾CC, Cristalino Central; CM, Cristalino Meridional; CO, Cristalino Ocidental; AC, andropogônicas e compostas.

No geral, o coeficiente de correlação do momento-produto de Pearson (r) e o índice de tau de Mann-Kendall (τ) apresentaram padrões espaciais semelhantes para NDVI e EVI, com valores médios de $r=-0,22$ e $\tau=0,12$, tendo atingido valores negativos maiores com a série de EVI (Figura 2). Além disso, especialmente na tendência monotônica de Mann-Kendall da série de EVI, também verificou-se aumento da tendência negativa no sentido leste a oeste na região, com destaque para os valores obtidos no campo de solos rasos, no seu contato com a porção norte do campo com espinilho e ao longo de toda a borda oeste do campo arbustivo. A tendência monotônica evidenciou valores negativos no τ , com indicativo de tendência não linear decrescente, consistente em grande parte dos campos e em ambos os índices de vegetação (Tabela 2), à exceção do τ para o EVI, nos campos do litoral do Oceano Atlântico, que apresentou valores crescentes ou nulos. Em todos os casos, houve pequena variabilidade interna, observada nos baixos valores de desvios-padrão médios estimados. Os sinais negativos de r e τ corroboram os resultados de Jong et al. (2011), que calcularam tendências monotônicas negativas globais ao utilizar dados de índices de vegetação derivados do “advanced very high resolution radiometer” (AVHRR) do produto “global inventory modeling and mapping studies” (Gimms), na série temporal de 1981–2006.

Constatou-se nítido sinal de diminuição do vigor vegetativo, associado ao campo de solos rasos. Nesses locais, a pecuária extensiva tem avançado substancialmente sobre os campos nos últimos anos (Paruelo et al., 2006), e o sobrepastoreio pode estar impactando negativamente a área.

A área de maior sinal negativo também apresentou os menores valores médios para as séries de índices de umidade do solo, nas profundidades de 40 e 100 cm (Figura 3). Este resultado é indicativo de que o campo de solos rasos apresenta a menor capacidade de retenção de água, comparativamente aos outros sistemas ecológicos, com exceção de uma área menor ao sul, em contato com o campo misto do Cristalino Oriental e o campo arbustivo. Provavelmente, esta condição, somada à intensificação da demanda evapotranspirativa da vegetação nos meses de verão na região (Castaño et al., 2011), potencializa o déficit hídrico nos campos de solos rasos, o que pode intensificar e prolongar os efeitos de estiagens pela diminuição da capacidade de água disponível

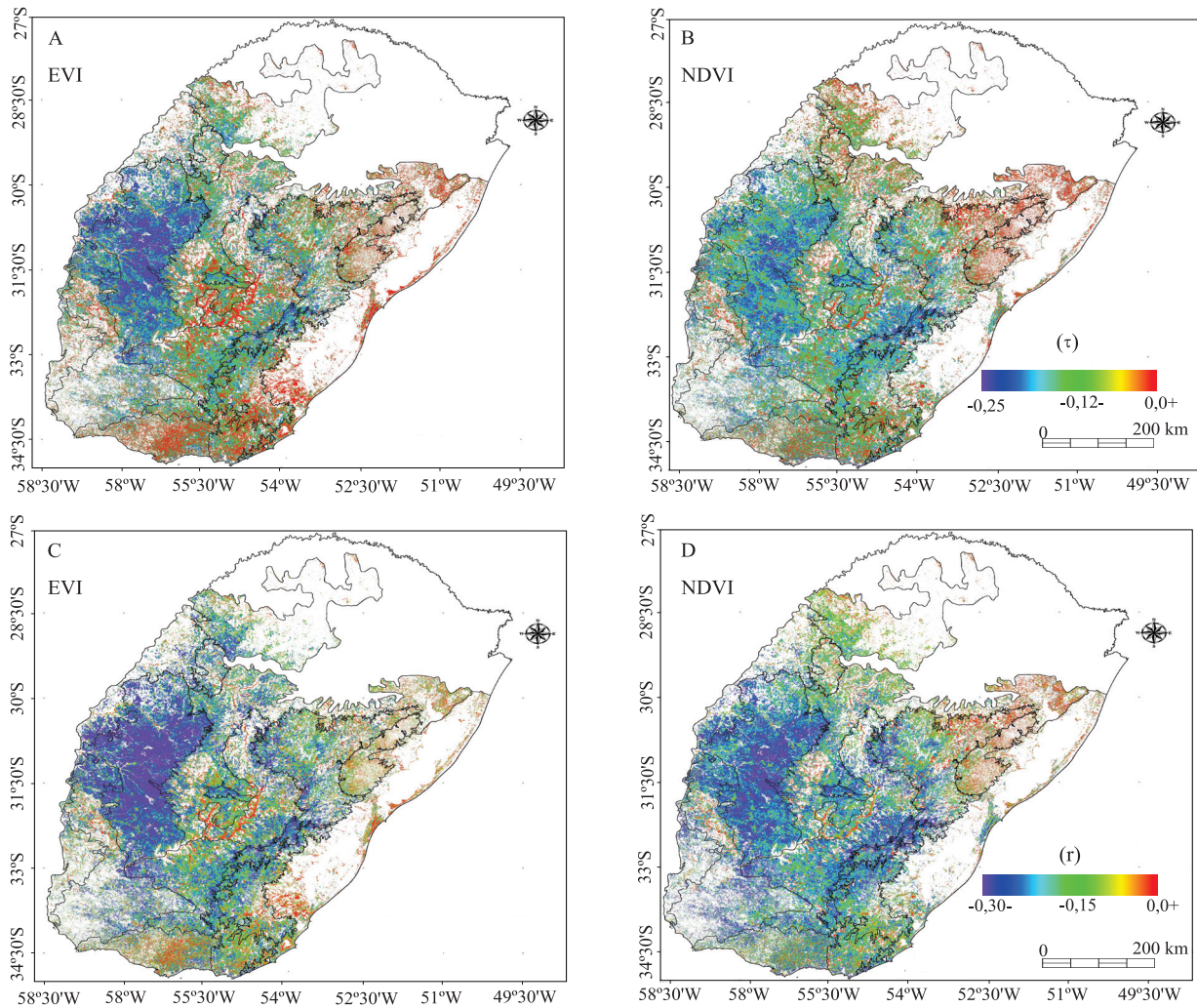


Figura 2. Distribuição espacial do tau de Mann-Kendall (τ) da tendência monotônica (A e B) e do coeficiente de correlação (r) da tendência linear (C e D), para NDVI e EVI, a 5% de probabilidade. Resultados de parâmetros extraídos em cada sistema ecológico: lineares de intercepto (α), declividade (β) e coeficiente de determinação (R^2) (Tabela 1); e não lineares de tau de Mann-Kendall e desvio-padrão médios (Tabela 2).

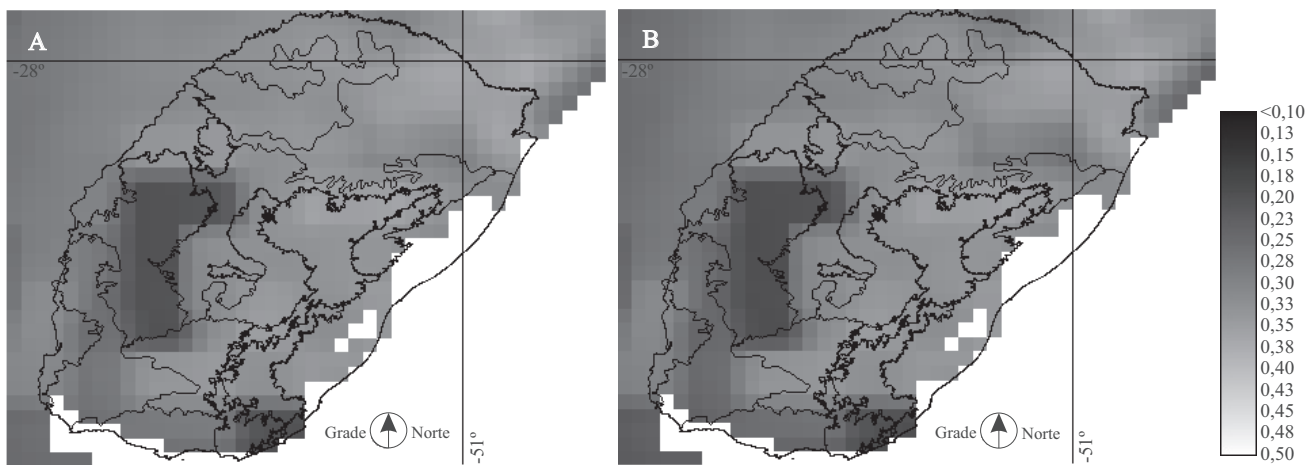


Figura 3. Índice de umidade do solo (adimensional, de 0 a 1), calculada para séries com profundidade de 40 cm (A) e 100 cm (B).

(Zaitchik et al., 2013). Dessa forma, a resposta da interação entre solo-atmosfera, estabelecida pela resposta da umidade do solo, mostra a suscetibilidade ao estresse hídrico ao qual as pastagens da região estão sujeitas.

Os valores de precipitação pluvial e índices de vegetação diminuíram ao longo do tempo, em todas as variáveis e estações meteorológicas. Os coeficientes de declividade das retas, ajustadas sobre as séries de índices de vegetação e precipitação pluvial, apresentaram valores negativos e padrões similares, cujas retas decresceram de forma quase paralela (Figura 4). Essas variáveis evoluíram com taxa linear similar, o que indica possíveis relações entre elas, observadas nas tendências decrescentes.

Contudo, na série analisada (2000–2011), os decréscimos encontrados podem estar restritos a efeitos ocorridos no período e não podem ser caracterizados em um contexto de tendências climáticas, uma vez que estudos de longo prazo, atualmente, apontam aumento da precipitação pluvial no Sul do Brasil (Boschi et al., 2011) e no Uruguai (Deschamps et al., 2003). Esses resultados podem parecer contraditórios com os do presente trabalho; porém, se referem a períodos diferentes, e, portanto, o padrão pode ser distinto. De 2000 em diante, houve diminuição da precipitação pluvial na região e os índices de vegetação apresentaram a mesma tendência. Além disso, o efeito da diminuição na produção de biomassa pode ter sido potencializado em anos extremamente secos, em razão do manejo, pois muitas das pastagens da região estão sujeitas ao sobrepastoreio (Carvalho et al., 2006; Berreta, 2009), o que causa efeito cumulativo para as temporadas seguintes.

Na série analisada, a variabilidade interanual da precipitação pode ter sido induzida pelo fenômeno Enos, especialmente pela ocorrência de vários eventos moderados de La Niña, cujo efeito observado na região foi de estiagens repetidas (Rosembach et al., 2010). Estudos já apontaram a resposta da vegetação aos efeitos cumulativos da ocorrência destes fenômenos nos mesmos campos (Jong et al., 2011).

Enquanto análises de longo prazo das tendências climáticas buscam avaliar as mudanças no clima, o presente trabalho evidencia a necessidade de se executar análises de curto prazo, dada a dinâmica da resposta da vegetação campestre à variabilidade climática.

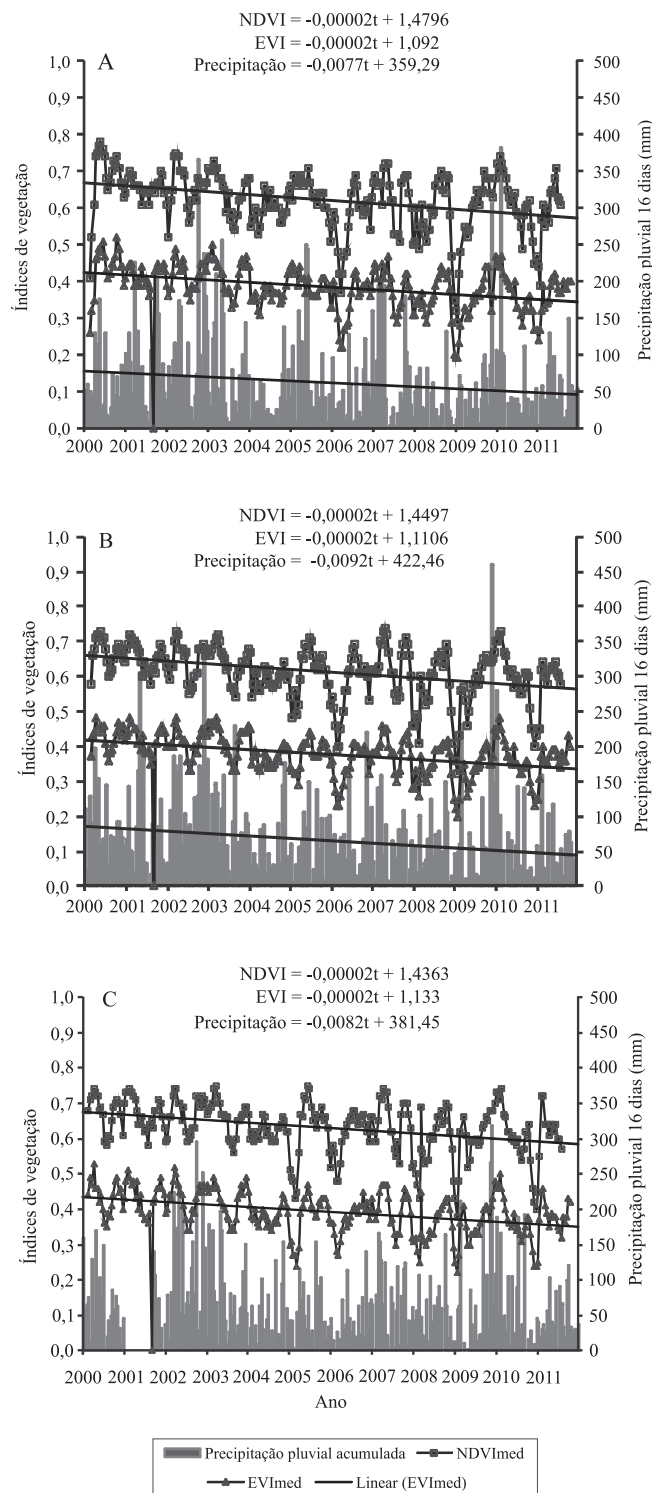


Figura 4. Perfis temporais médios de NDVI e EVI sobre pastagens, significativos a 5% de probabilidade, no entorno das estações meteorológicas de: A, Salto, Uruguai; B, Quarai, Rio Grande do Sul; e C, Santana do Livramento, Rio Grande do Sul; e padrão temporal de precipitação pluvial acumulada, para períodos de 16 dias, de 2000 a 2011.

Conclusões

1. Os índices EVI e NDVI do sensor Modis possibilitam detectar variações temporais na vegetação de diferentes formações campestres do Bioma Pampa no Rio Grande do Sul e no Uruguai.

2. As tendências negativas significativas observadas nas séries temporais de imagens NDVI e EVI indicam alterações no padrão de cobertura vegetal das formações campestres no Bioma Pampa, com redução no vigor vegetativo.

Agradecimentos

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes), pela bolsa de estudo; e ao Eduardo Gelcer, pela organização dos dados de precipitação pluvial.

Referências

- BERRETA, E. Algunos aspectos sobre la biodiversidad de los campos naturales. **Revista INIA Uruguay**, v.20, p.21-25, 2009.
- BOSCHI, R.S.; OLIVEIRA, S.R. de M.; ASSAD, E.D. Técnicas de mineração de dados para análise da precipitação pluvial decenal no Rio Grande do Sul. **Engenharia Agrícola**, v.31, p.1189-1201, 2011. DOI: 10.1590/S0100-69162011000600016.
- CARVALHO, P.C. de F.; FISHER, V.; SANTOS, D.T. dos; RIBEIRO, A.M.L.; QUADROS, F.L.F. de; CASTILHOS, Z.M.S.; POLI, C.H.E.C.; MONTEIRO, A.L.G.; NABINGER, C.; GENRO, T.C.M.; JACQUES, A.V.A. Produção animal no Bioma Campos Sulinos. **Brazilian Journal of Animal Science**, v.35, p.156-202, 2006.
- CASTAÑO, J.P.; GIMENEZ, A.; CERONI, M.; FUREST, J.; AUNCHAYNA, R. **Caracterización agroclimática del Uruguay 1980-2009**. Montevideo: INIA, 2011. 40p. (INIA. Serie técnica, 193).
- CRAWSHAW, D.; DALL'AGNOL, M.; CORDEIRO, J.L.P.; HASENACK, H. Caracterização dos campos sul-rio-grandenses: uma perspectiva da ecologia da paisagem. **Boletim Gaúcho de Geografia**, n.33, p.233-252, 2007.
- DESCHAMPS, J.R.; OTERO, O.; TONNI, E.P. **Cambio climático en la pampa bonaerense: las precipitaciones desde los siglos XVIII al XX**. Buenos Aires: Universidad de Belgrano, 2003. (Universidad de Belgrano. Documentos de trabajo, 109).
- EK, M.B.; MITCHELL, K.E.; LIN, Y.; ROGERS, E.; GRUNMANN, P.; KOREN, V.; GAYNO, G.; TARPLEY, J.D. Implementation of Noah land surface model advances in the National Centers for Environmental Prediction operational mesoscale Eta model. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v.108, p.12-15, 2003. DOI: 10.1029/2002JD003296.
- FORKEL, M.; CARVALHAIS, N.; VERBESSELT, J.; MAHECHA, M.D.; NEIGH, C.S.R.; REICHSTEIN, M. Trend change detection in NDVI time series: effects of inter-annual variability and methodology. **Remote Sensing**, v.5, p.2113-2144, 2013. DOI: 10.3390/rs5052113.
- HASENACK, H.; WEBER, E.; BOLDRINI, I.I.; TREVISAN, R. **Mapa de sistemas ecológicos da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior e relatório técnico descrevendo insumos utilizados e metodologia de elaboração do mapa de sistemas ecológicos**. Porto Alegre: UFRGS, 2010.
- HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.83, p.195-213, 2002. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2.
- HUETE, A.; LIU, H.Q.; BATCHILY, K.; LEWEEN, W. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.59, p.440-451, 1997. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00112-5.
- JACÓBSEN, L.O.; FONTANA, D.C.; SHIMABUKURO, Y.E. Efeitos associados a El Niño e La Niña na vegetação do Estado do Rio Grande do Sul observados através do NDVI/NOAA. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.19, p.129-140, 2004.
- JAURENA, M.; FORMOSO, D.; MILLER, R.G.; REBUFFO, M. Campo natural: patrimonio del país y fundamento de la estabilidad productiva de la ganadería. **Revista INIA Uruguay**, v.32, p.30-35, 2013.
- JI, L.; ZHANG, L.; WYLIE, B.K.; ROVER, J. On the terminology of the spectral vegetation index (NIR – SWIR)/(NIR+SWIR). **International Journal of Remote Sensing**, v.32, p.6901-6909, 2011. DOI: 10.1080/01431161.2010.510811.
- JONG, R. de; BRUIN, S. de. Linear trends in seasonal vegetation time series and the modifiable temporal unit problem. **Biogeosciences**, v.9, p.71-77, 2012. DOI: 10.5194/bg-9-71-2012.
- JONG, R. de; BRUIN, S. de; WIT, A. de; SCHAEPMAN, M.E.; DENT, D.L. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. **Remote Sensing of Environment**, v.115, p.692-702, 2011. DOI: 10.1016/j.rse.2010.10.011.
- KENDALL, M.G. **Rank correlation measures**. London: Charles Griffin, 1975. 220p.
- KUPLICH, T.M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D.C. Série temporal de índice de vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.17, p.1116-1123, 2013. DOI: 10.1590/S1415-43662013001000014.
- LEEUEWEN, W.J.D. van; HARTFIELD, K.; MIRANDA, M.; MEZA, F.J. Trends and ENSO/AAO driven variability in NDVI derived productivity and phenology alongside the Andes Mountains. **Remote Sensing**, v.5, p.1177-1203, 2013. DOI: 10.3390/rs5031177.
- LEEUEWEN, W.J.D. van; ORR, B.J.; MARSH, S.E.; HERRMANN, S.M. Multi-sensor NDVI data continuity: uncertainties and implications for vegetation monitoring applications. **Remote Sensing of Environment**, v.100, p.67-81, 2006. DOI: 10.1016/j.rse.2005.10.002.

- MANN, H.B. Nonparametric test against trend. **Econometrica**, v.13, p.245-259, 1945. DOI: 10.2307/1907187.
- NEETI, N.; EASTMAN, J.R. A contextual Mann-Kendall approach for the assessment of trend significance in image time series. **Transactions in GIS**, v.15, p.599-611, 2011. DOI: 10.1111/j.1467-9671.2011.01280.x.
- PARUELO, J.M.; GUERSCHMAN, J.P.; PIÑEIRO, G.; JOBBÁGY, E.G.; VERÓN, S.R.; BALDI, G.; BAEZA, S. Cambios en el uso de la tierra en Argentina y Uruguay: marcos conceptuales para su análisis. **Agrociencia**, v.10, p.47-61, 2006.
- PILLAR, V. de P.; VÉLEZ, E. Extinção dos Campos Sulinos em unidades de conservação: um fenômeno natural ou um problema ético? **Natureza e Conservação**, v.8, p.84-86, 2010. DOI: 10.4322/natcon.00801014.
- RISSO, J.; RIZZI, R.; RUDORFF, B.F.T.; ADAMI, M.; SHIMABUKURO, Y.E.; FORMAGGIO, A.R.; EPIPHANIO, R.D.V. Índices de vegetação MODIS aplicados na discriminação de áreas de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.47, p.1317-1326, 2012. DOI: 10.1590/S0100-204X2012000900017.
- ROSEMBACK, R.; FERREIRA, N.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; CONFORTE, J.C. Análise da dinâmica da cobertura vegetal na região Sul do Brasil a partir de dados MODIS/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.62, p.401-416, 2010.
- ROUSE, J.W.; HASS, R.H.; DEERING, D.W.; SCHELL, J.A. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. College Station: Texas A&M University, 1974. 87p. (Progress Report RSC 1978-2). Available at: <http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19740004927_1974004927.pdf>. Accessed on: 23 Aug. 2012.
- SAHA, S.; MOORTHY, S.; PAN, H.-L.; WU, X.; WANG, JIANDE; NADIGA, S.; TRIPP, P.; KISTLER, R.; WOOLLEN, J.; BEHRINGER, D.; LIU, H.; STOKES, D.; GRUMBINE, R.; GAYNO, G.; WANG, JUN; HOU, Y.-T.; CHUANG, H.-Y.; JUANG, H.-M.H.; SELA, J.; IREDELL, M.; TREADON, R.; KLEIST, D.; VAN DELST, P.; KEYSER, D.; DERBER, J.; EK, M.; MENG, J.; WEI, H.; YANG, R.; LORD, S.; DOOL, H.V.D.; KUMAR, A.; WANG, W.; LONG, C.; CHELLIAH, M.; XUE, Y.; HUANG, B.; SCHEMM, J.-K.; EBISUZAKI, W.; LIN, R.; XIE, P.; CHEN, M.; ZHOU, S.; HIGGINS, W.; ZOU, C.-Z.; LIU, Q.; CHEN, Y.; HAN, Y.; CUCURULL, L.; REYNOLDS, R.W.; RUTLEDGE, G.; GOLDBERG, M. The NCEP climate forecast system reanalysis. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v.91, p.1015-1057, 2010. DOI: 10.1175/2010BAMS3001.1.
- ZAITCHIK, B.F.; SANTANELLO, J.A.; KUMAR, S.V.; PETERS-LIDARD, C.D. Representation of soil moisture feedbacks during drought in NASA unified WRF (NU-WRF). **Journal of Hydrometeorology**, v.14, p.360-367, 2013. DOI: 10.1175/JHM-D-12-069.1.

Recebido em 24 de abril de 2013 e aprovado em 30 de agosto de 2013

II.3. ARTIGO 3: ANÁLISE DE TENDÊNCIAS NAS SAZONALIDADES DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO DE EVI/NDVI DE CAMPOS DO PAMPA DO RS E URUGUAI

Ana Wagner⁽¹⁾, Denise Fontana⁽²⁾

⁽¹⁾ DPFA / Faculdade de Agronomia ⁽²⁾CEPSRM - Universidade Federal do Rio Grande do Sul

O Pampa, região em que a República Oriental do Uruguai e a porção meridional do Estado do Rio Grande do Sul/Brasil fazem parte, ocupa cerca de 2% do território nacional brasileiro, cerca de 63% da área do Rio Grande do Sul (Hasenack et al., 2007) e todo território uruguaio, com predominância de vegetação campestre. Nas últimas décadas, entretanto, grandes pressões antrópicas têm sido impostas sobre ele, tais como o incremento da cultivo de grãos e pecuária (Carvalho et al., 2006; Jaurena et al., 2013) e intenso cultivo de espécies arbóreas exóticas, especialmente no Uruguai (Baeza et al., 2011), e a ocorrência de eventos de variabilidade climática na região (Gimenez et al., 2008).

O estudo da variabilidade espaço/temporal da vegetação do Bioma Pampa permite observar se as alterações no uso da terra ou mesmo no clima da região são acompanhadas por mudanças na amplitude e dimensão temporal dos padrões da vegetação predominante na região. Para este tipo de análise, os dados provenientes de sensores remotos orbitais são de grande utilidade, pois oferecem retratos espaço-temporais abrangentes da dinâmica da vegetação (Neeti et al., 2012).

Em análises de médio prazo (anos a décadas), os dados de resolução temporais moderadas do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) são especialmente adequados (Huete et al. 2002). Estudos conduzidos em diversas regiões do Globo, têm demonstrado que as séries temporais de índice de vegetação do sensor MODIS representam de forma adequada fenômenos na superfície da Terra em estudos de variabilidade temporal da vegetação, assim como a influência da temperatura e precipitação sobre a reflectância da vegetação ou, mesmo, os seus padrões fenológicos (de Beurs e Henebry, 2010).

A análise de séries temporais de dados de sensoriamento remoto para estudos de tendências sazonais pode ser feita utilizando diversas metodologias, como por exemplo, a Transformada de Fourier, a análise harmônica ou uso de funções logísticas, as quais ajustam funções predefinidas, a partir de valores empíricos (Neeti et al., 2012). A análise harmônica usa a Transformada de Fourier com a finalidade de decompor uma função complexa, formada pela somatória de

37 ondas senoidais e cossenoidais (Figura 1), onde cada onda é definida por um valor
 38 único de amplitude e fase (Eastman et al., 2009). As transformadas de Fourier
 39 normalmente requerem amostras igualmente espaçadas no tempo, o que nem
 40 sempre ocorre nas séries temporais, uma vez que os dados podem estar
 41 organizados em ciclos de 16 dias, ou em séries anuais diárias com a ocorrência de
 42 anos bissextos no período, ou imagens mensais com número de dias variáveis.

43

44

45

46

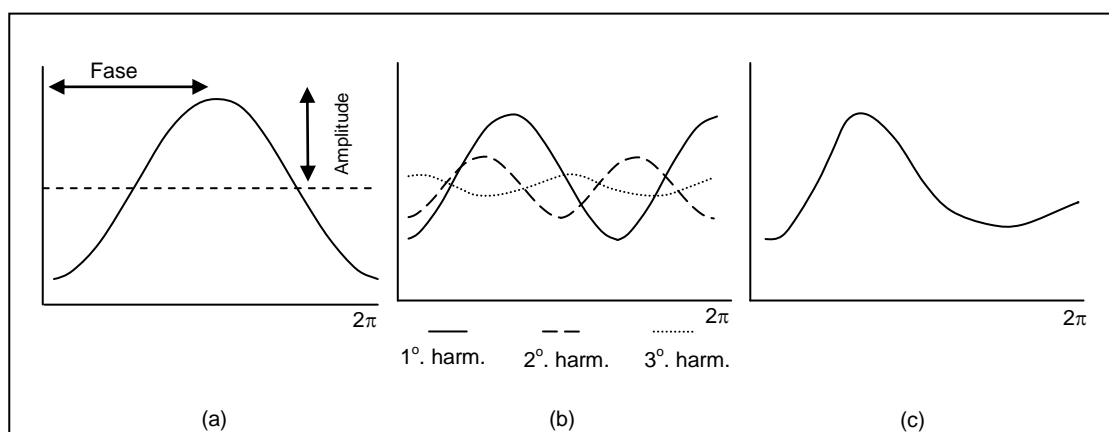
47

48

49

50

51



52 Figura1. Representação dos termos harmônicos gerados pela Transformada de
 53 Fourier, sendo: (a) uma curva simples de cosseno do primeiro harmônico, (b) curvas
 54 para os termos harmônicos 1, 2 e 3, e, (c) curvas produzidas pela adição das curvas
 55 Fonte: modificado de Jakubauskas et al., 2002.

56

57

58

59

60

61

62

63

64

65

66

67

68

69

70

71

72

Poucos estudos, entretando, têm sido feitos com a aplicação de técnicas no domínio das frequências para estudos da variabilidade de índices de vegetação em campos (Jong et al., 2011; Coutinho et al., 2013; Silveira et al., 2013; Kuplich et al., 2013). Além da variabilidade anual nas condições da vegetação por influência das flutuações climáticas ou atividades antropogênicas, pouca atenção tem sido dada à produtividade dos ciclos anuais e inter-anuais e do sincronismo destes com os efeitos das mudanças climáticas regionais (Neeti et al., 2012). Essas análises requerem metodologias além da comumente comparação entre mapas. Neste caso, a técnica de STA (*Seasonal trend analysis*) (Eastman et al. 2009) oferece avanços nas técnicas de análises temporais de imagens, identificando mudanças enquanto caracteriza interações a diferentes escalas temporais, através da decomposição em harmônicos associados às características de sazonalidades dos dados. A STA fornece um ajuste mais simples nos casos de espaçamentos temporais desiguais, utilizando a técnica de regressão harmônica (Eastman et al. 2009). Até esta data, o método de STA ainda não foi aplicado a índices de vegetação MODIS em áreas de campos no Pampa.

73 O presente artigo utiliza a STA a fim de documentar padrões inter-anuais,
74 anuais e semi-anuais de mudança na vegetação de campos, nos diferentes
75 compartimentos de campo do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai, a fim de
76 identificar tendências nas sazonalidades da vegetação campestre, as quais podem
77 estar associadas a alterações na variabilidade climática regional ou pressões
78 antrópicas sobre esta cobertura.

79

80 **Materiais e métodos**

81 O estudo foi realizado nos campos que cobrem o sul do Estado do Rio
82 Grande do Sul e todo o Uruguai. Como referência para a análise dos resultados foi
83 utilizada a classe "Campos" nas treze ecorregiões das Savanas Uruguaias, proposto
84 por Hasenack et al. (2010) como máscara para o cálculo dos parâmetros.

85 Os índices de vegetação (IVs) de NDVI (Rouse et al., 1973) e EVI (Huete et
86 al., 1997), derivados do produto MOD13Q1 do sensor MODIS, foram utilizados com
87 o propósito de representar a dinâmica da biomassa de campos da região ao longo
88 do seu ciclo anual e a ocorrência de tendências nos parâmetros sazonais dos ciclos
89 anuais e inter-anuais.

90 As séries temporais de IVs compreenderam o período de janeiro de 2001 a
91 dezembro de 2010, contendo 230 composições de 16 dias em cada índice. As
92 imagens foram adquiridas do banco de dados da EOSDIS/NASA (*NASA's Earth*
93 *Observing System Data and Information System*) em formato HDF e o
94 processamento foi executado no programa ENVI 4.2 + IDL (EXELIS®). Para analisar
95 as séries temporais de IVs foi utilizada a técnica de STA (*Seasonal Trend Analysys*),
96 implementada no módulo *Earth Trends Modeler* (ETM) do programa Idrisi Taiga
97 (Clark Lab®, McLean, Virginia, USA).

98 A STA usa dois estágios no tempo e uma etapa final de visualização. No
99 primeiro estágio, foi aplicada uma regressão harmônica em cada *pixel* no tempo e
100 em cada ano nas séries temporais, de forma a extrair a média anual (Amplitude 0), o
101 ciclo anual (Amplitude 1 e Fase 1) e o ciclo semi-anual (Amplitude 2 e Fase 2). No
102 segundo estágio, tendências nos cinco parâmetros foram analisadas através de
103 procedimentos não-paramétricos, usando o operador de declividade da mediana de
104 Theil-Sen. No terceiro estágio, mapas de tendência foram combinados em
105 composições coloridas RGB. Adicionalmente, curvas sazonais, derivadas das
106 análises de tendência, foram geradas para o início e fim da série (Eastman et al.,
107 2009).

108 No primeiro estágio, cada ano da série temporal de imagens de NDVI e EVI
 109 foi submetida a uma regressão linear harmônica, ignorando-se o termo de erro,
 110 conforme a equação:

111

$$y = \alpha_0 + \sum_{n=1}^{n=2} \alpha_n \sin\left(\frac{2\pi t}{T} + \varphi_n\right) \quad (1)$$

112

113 onde, y é a variável resultante da soma dos harmônicos, α_0 é o termo constante de
 114 amplitude, α_n são amplitudes e φ_n são ângulos de fase variando de 0 a 359°, n é um
 115 harmônico (um multiplicador inteiro), t é o tempo e T é o comprimento temporal das
 116 séries.

117 O conjunto de harmônicos gerados foi relacionado aos parâmetros de vigor
 118 vegetativo (VV) (Neeti et al., 2012). Assim, a Amplitude 0 representa o VV geral, ou
 119 o IV médio anual, em cada ano da série. A Amplitude 1 representa o pico de VV
 120 anual, definida como a diferença entre a magnitude do pico da onda senoidal para
 121 VV anual e o IV médio anual. A Amplitude 2 representa o pico de VV semi-anual,
 122 pela diferenças entre as magnitudes semi-anual e anual. A Fase 1 refere-se ao
 123 tempo de pico de VV anual, representada pela posição do ponto de partida da onda
 124 senoidal representativa do VV anual, e a Fase 2, da mesma forma, refere-se ao
 125 tempo de pico do VV semi-anual. O termo de ciclo semi-anual, representado pela
 126 Amplitude 2 e Fase 2, atua como um modificador do formato da curva anual, não
 127 sendo, necessariamente uma curva sazonal (Eastman et al., 2009). A escala das
 128 fases vai de 0 a 359° graus, tal que, cada 30° representa uma mudança de,
 129 aproximadamente, um mês de calendário (Eastman et al., 2009). Neste trabalho
 130 assumiu-se apenas dois harmônicos ($n=2$), a fim de reduzir e evitar a influência de
 131 ruídos, normalmente associados a harmônicos de ordem superior (Eastman et al.,
 132 2009). Além disso, não foram aplicadas metodologias de remoção de ruídos,
 133 normalmente associados a contaminantes como a presença de nuvens (Machado-
 134 Machado et al., 2011), uma vez que foram utilizadas imagens da versão V005 do
 135 produto de índices de vegetação MODIS, na qual já foram aplicados algoritmos para
 136 esse fim em sua composição (Didan & Huete, 2006).

137 No procedimento seguinte, segundo estágio, para análises de tendências
 138 cada *pixel* foi considerado como uma série independente no tempo, e sobre o qual
 139 foi calculada a declividade de cada par de combinação de amostras no tempo (Huth

140 & Pokorná, 2004). A mediana de todas as declividades foi usada para caracterizar a
141 tendência, resultando, finalmente, em cinco mapas de tendência, em cada um dos
142 parâmetros A_0 , A_1 , A_2 , F_1 e F_2 .

143 Para uma interpretação iterativa entre fases e amplitudes, composições
144 coloridas foram geradas, de forma que cada canal RGB conteve um das cinco
145 tendências, associadas aos parâmetros da regressão harmônica. A primeira
146 composição consistiu em uma combinação de bandas RGB, com tendências da
147 Amplitude 0 em vermelho, tendências da Amplitude 1 em verde, e da amplitude 2 em
148 azul. A segunda composição combinou as tendências da Amplitude 0 em vermelho,
149 tendências da Fase 1 em verde e da Fase 2 em azul. A cor predominante, portanto,
150 estava associada ao(s) parâmetro(s) com maior intensidade positiva do seu
151 coeficiente de declividade da tendência mediana, e as cores permitiram encontrar
152 áreas com tendências similares na sazonalidade. Este trabalho propôs uma chave
153 de cores (Tabela 1), a fim de propiciar o entendimento do que representa a cor
154 predominante nas composições coloridas. Nas composições RGB, cada canal
155 estava associado a uma das cinco declividades da reta de tendências medianas,
156 estimadas nos parâmetros A_0 , A_1 , A_2 , F_1 e F_2 . Quando a declividade da reta de
157 tendência em um respectivo canal foi crescente em um determinado pixel e nos
158 outros canais não, então este pixel apresentou a cor correspondente a este canal.
159 Desta forma, os mapas de composições, quando analisados de forma isolada,
160 permitiram observar apenas o caso de tendências crescentes, pois são aquelas que
161 predominaram no canal R, G ou B, da composição colorida. Colorações
162 intermediárias ficaram associadas às misturas entre as intensidades de cada cor ou
163 canal.

164 Além disso, em cada parâmetro, foram determinados os níveis de
165 significância estatística das tendências, através da aplicação do teste não
166 paramétrico CMK (*Contextual de Mann-Kendall*) (Douglas et al., 2000; Neeti &
167 Eastman, 2011). O CMK é uma modificação do teste de Mann-Kendall, através da
168 inclusão de informações geográficas contextuais. Este teste usa uma janela móvel
169 de 3x3 pixels, a qual calcula a significância do teste no pixel central, ponderando-a
170 pelos valores dos vizinhos que compõem a janela. Como resultado, foram gerados
171 mapas de níveis de significância de tendência, nos cinco parâmetros, em cada um
172 dos índices de vegetação. Os mapas permitiram identificar quais áreas
173 apresentaram tendências significativas nos respectivos parâmetros.

174 Utilizando a máscara campos em cada compartimento de fisionomia
175 campestre foram extraídas, também, curvas sazonais derivadas das tendências
176 (CST), bem como, valores anuais da Amplitude 0. As CST são curvas idealizadas
177 que representaram o começo e fim de cada série de IVs, baseadas nas tendências
178 determinadas pelo conjunto integral da série. A Amplitude 0 representou a média
179 anual de cada compartimento de campo, e foi apresentada juntamente com a
180 respectiva regressão linear de seus valores ao longo do tempo.

181

182 **Resultados e discussão**

183 A Figura 2 apresenta as tendências dos parâmetros da análise harmônica nos
184 índices de EVI e NDVI para: (a e c) tendências na amplitude e (b e d) tendências nas
185 fases. O resultado, apresentado na forma de composições coloridas RGB das
186 tendências medianas dos parâmetros, mostra, através dos agrupamentos de cores,
187 tendências similares nas sazonalidades. Decifrar, entretando, os mapas de cores
188 em termos das tendências é tarefa difícil, e necessita de interpretações interativas
189 com o conjunto de parâmetros (Eastman et al., 2009). Assim, se torna necessário
190 avaliar em conjunto os mapas de tendências significativas (Figuras 3), as curvas
191 sazonais, os perfis (Figura 4) e a chave de cores criada para melhor identificar os
192 padrões das composições coloridas (Tabela 1).

193 Foram observadas, ainda, diferenças na resposta das tendências de
194 amplitude e fases de EVI e NDVI, cujos padrões de cores tiveram, na sua maioria,
195 semelhante distribuição espacial, mas com diferenças nas cores das composições,
196 tendo as tendências nas amplitudes maior diferença entre os índices do que no caso
197 da fase (Figura 2).

198 As considerações com respeito a tendências precisam levar em conta se
199 estas são estatisticamente significativas. A Figura 3, apresentou a localização das
200 regiões com tendências estatisticamente significativas, segundo o teste de
201 significância contextual de Mann-Kendall em três classes de p (menores do que 0,05
202 e 0,10 e acima de 0,10). Os resultados mostram que a tendência da média anual
203 (A_0) foi a mais significativa em ambos os índices de vegetação, ocupando
204 praticamente toda a extensão da área de estudo. As Amplitudes 1 e 2 tiveram
205 poucas áreas com tendência significativa menor do que 0,10, localizadas em regiões
206 diferentes entre os índices. A Fase 1 apresentou áreas de tendência significativa em
207 regiões semelhantes nos dois índices, mas o EVI registrou maior extensão. A Fase 2

208 teve a maior diferença nos resultados entre IVs, em que o EVI apresentou tendência
209 significativa em praticamente toda a área de estudo e o NDVI o contrário.

210 A curvas sintéticas, generalizadas e derivadas das tendências, com respeito
211 ao primeiro e último ano da série (2001 e 2010), bem como, valores da média anual
212 ou Amplitude A_0 foram apresentados na Figura 4. Os perfis temporais de A_0 foram
213 observados mais detalhadamente, pois apresentaram as maiores áreas significativas
214 de tendências, em ambos os índices (Figura 3). Em geral, em todos os
215 compartimentos de campo e nos dois índices, os menores valores de amplitude
216 média anual foram entre os anos de 2004 e 2005, seguido do ano de 2008 para
217 regiões centro leste e campos do cristalino (Figura 4 - continuação) e 2009 para as
218 regiões mais à oeste (Figura 4). Estas datas, associadas aos mínimos na amplitude
219 média anual, coincidem com os períodos de grande estiagem na região de estudo
220 (Sausen et al., 2007; Júnior et al., 2011).

221 As atividades de uso da terra ou efeitos da variabilidade climática impactaram
222 cada um dos parâmetros de vigor vegetativo de forma independente. Especialmente
223 no EVI, nos campos a) misto do cristalino oriental; b) com flechilas do cristalino
224 meridional; e, c) no extremo leste e sul dos campos arbustivos, houve
225 predominância de aumento da amplitude e frequências no ciclo semi-anual (A_2 , F_2),
226 estatisticamente significativos, mas cujos valores de A_0 diferenciaram-se entre si. Os
227 campos à leste, especialmente a Floresta estacional e campo litorâneo, não
228 apresentaram tendência significativa nos ciclos anuais e semi-anuais nos dois
229 índices, ainda que a composição colorida tenha indicado aumento nos dois ciclos.

230 Os campos do Rio Grande do Sul, de um modo geral, apresentaram padrões
231 semelhantes nas composições coloridas, com ligeira diferenciação de leste à oeste,
232 e cujas tendências foram somente significativas: 1) na amplitude média anual de
233 todo Estado, considerando os dois índices; 2) na amplitude do ciclo anual, em uma
234 pequena região, à leste do campo arbustivo e para o EVI; e, 3) na amplitude do ciclo
235 semi-anual também para o EVI, e cujo resultado ficou fora do padrão esperado.

236 As maiores diferenciações nas tendências de amplitude e fase foram no
237 Uruguai. Especialmente no NDVI, quase toda a porção central do campo de solos
238 rasos, o campo com espinilho e norte dos campos com flechilhas do cristalino
239 ocidental, apresentaram tendências significativas em quatro dos cinco parâmetros.
240 Nesta mesma área de campos, o EVI indicou tendência significativa na fase do ciclo
241 anual e na média anual. Além disso, os gráficos da amplitude média anual (A_0) e
242 curvas sazonais sintéticas de 2000 e 2010, corroboraram com o encontrado,

243 apresentando forte inclinação decrescente na reta ajustada sobre os valores de (A_0),
244 além dos maiores deslocamentos das curvas sazonais e diferenças de amplitude
245 entre os picos anuais de 2000 e 2010 (Figura 4). Esta é uma região com forte
246 influência do rendimento dos campos e da variabilidade climática regional (Bettolli et
247 al., 2010). É importante considerar, entretanto, que a extração de valores usando a
248 máscara de campos, reduz o sinal encontrado, e, em alguns casos, mascara efeitos,
249 como foi o caso do campo com flechilhas do cristalino ocidental, o qual apresentou
250 menor inclinação e padrão em relação aos citados acima, pois integrou valores
251 diferentes ao norte e à leste.

252 Com respeito às curvas sazonais derivadas das tendências (Figura 4), a
253 máxima diferença entre elas ocorreu no verão, nos meses de dezembro e janeiro, e
254 no inverno, no mês de julho, tanto para EVI como o NDVI em todos os campos,
255 tendo o menor efeito observado nos campos da floresta estacional e litorâneo. O
256 padrão encontrado indicou correspondência típica com verões secos e temperatura
257 mínima abaixo da média no inverno, esperado para anos de La Niña, porque o
258 primeiro máximo de desenvolvimento vegetativo anual ficou deslocado do verão
259 para o outono e o mínimo foi mais pronunciado no inverno. A fase fria de La Niña
260 interfere nas condições meteorológicas da região, especialmente na temperatura e
261 precipitação pluvial, com efeito mais conhecido na diminuição da precipitação pluvial
262 nos meses de verão (Jacóbsen et al., 2004), tendo também influência na redução da
263 temperatura mínima nos meses de inverno (Firpo, 2012). Esse fenômeno ocorreu
264 com intensidade forte nos anos de 2005/2006, seguido de alguns eventos
265 moderados no restante do período da análise, podendo ter sido umas das causas da
266 variabilidade destes padrões (Wagner et al., 2011; Silveira et al., 2013).

267 A mínima diferença entre as curvas foi observada na primavera, no mês de
268 outubro, para todos os campos, e, com excessão dos campos mais à oeste (campos
269 com areais, espinilho, solos rasos e barba-de-bode), também foi observado mínimos
270 no outono, nos meses de março e abril. Esse padrão corrobora com o padrão médio
271 de variabilidade da produção nos campos, cujos meses estão em coincidência com
272 os picos de desenvolvimento vegetativo dos campos da região (Berretta, 2009).

273 De forma geral, os resultados indicaram que os parâmetros vegetativos da
274 análise harmônica da técnica de STA são bons indicadores do comportamento
275 espaço/temporal de padrões de vegetação campestre, pois demonstraram potencial
276 para descrever a sua variabilidade e tendências. A análise *pixel a pixel* demonstrou
277 pequenas diferenças de tendências ao longo da mesma classe de campo, com

278 exceção do campo arbustivo (nas tendências de amplitude) e do campo com
 279 flechilhas do cristalino ocidental (em todos os parâmetros), indicando que a máscara
 280 utilizada foi adequada para a extração dos parâmetros e curvais sazonais.

281 Ainda que se tenha observado aumento da tendência dos ciclos anuais e
 282 semi-anuais em algumas porções da região, os resultados mais expressivos
 283 apontaram diminuição da amplitude média anual dos índices de vegetação de EVI e
 284 NDVI.

285

286 **Conclusões**

- 287 • A técnica de análise de tendência sazonal (STA) é eficiente para identificar e
 288 localizar as tendências de variabilidade dos padrões regionais da cobertura
 289 de campos.
- 290 • Em toda a região de estudo, observa-se tendências de diminuição dos
 291 valores médios anuais de EVI e NDVI.
- 292 • Existem, entretanto, heterogeneidade na região avaliada. Nos campos do
 293 Uruguai as tendências de aumento das amplitudes e fases dos ciclos anuais e
 294 semi-anuais são maiores do que no RS.

295

296 **Referências**

297 ALLEN, R. G. et al. **Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop**
 298 **water requirements**. Rome: FAO, 1998.

299 ALLEN, R. G. et al. **Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop**
 300 **water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56, Rome, 293 pp.** [s.l.:
 301 s.n.].

302 ALLEN, V. G. et al. An international terminology for grazing lands and grazing
 303 animals. **Grass and Forage Science**, v. 66, n. 1, p. 2–28, 9 mar. 2011.

304 BAETHGEN, W.; GIMÉNEZ, A. Applying seasonal climate forecasts and satellite
 305 information for improving decisions in the agricultural sector: the 1999-2000 drought
 306 in Uruguay. portal.iri.columbia.edu, p. 1–17, 2000.

307 BAEZA, S. et al. Cartografía de los pastizales naturales en las regiones
 308 geomorfológicas de Uruguay predominantemente ganaderas. In: **Bases ecológicas**
 309 **y tecnológicas para el manejo de pastizales**. [s.l.: s.n.]. p. Serie FPTA n. 26.

310 BAEZA, S.; PARUELO, J.; AYALA, W. Eficiencia en el uso de la radiación y
 311 productividad primaria en recursos forrajeros del este de Uruguay. **Agrociencia**
 312 **Uruguay**, v. 55, n. 2, p. 48–59, [s.d.].

- 313 BARREIRO, M. Influence of ENSO and the South Atlantic Ocean on climate
314 predictability over Southeastern South America. **Climate Dynamics**, v. 35, p. 1493–
315 1508, 2009.
- 316 BERRETTA, E. Algunos Aspectos sobre la Biodiversidad de los Campos Naturales.
317 **INIA**, v. 20, p. 21–25, 2009.
- 318 BETTOLLI, M. et al. Pastura natural de Salto (Uruguay): relación con la variabilidad
319 climática y análisis de contextos futuros de cambio climático. **Revista Brasileira de**
320 **Meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 248–259, 2010.
- 321 BRADLEY, A.; GERARD, F. Relationships between phenology, radiation and
322 precipitation in the Amazon region. **Global Change Biology**, v. 17, n. 6, p. 2245–
323 2260, 1 jun. 2011.
- 324 COUTINHO, A. C.; ESQUERDO, J. C. D. M.; ANTUNES, J. F. G. **Análise de ciclos**
325 **harmônicos de séries temporais de dados NDVI/MODIS para a discriminação**
326 **de culturas agrícolas anuais** Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento
327 Remoto. **Anais...**2013
- 328 DIDAN K HUETE, A. MODIS Vegetation Index Product Series Collection 5 Change
329 Summary. <http://brsarizona.edu/project/MODISUserGuidedoc.php> 18042007, p. 1–
330 17, 2006.
- 331 DOUGLAS, E. M.; VOGEL, R. M.; KROLL, C. N. Trends in floods and low flows in
332 the United States: impact of spatial correlation. **Journal of Hydrology**, v. 240, p. 90–
333 105, 2000.
- 334 ERASMI, S. et al. Spatial Patterns of NDVI Variation over Indonesia and Their
335 Relationship to ENSO Warm Events during the Period 1982–2006. **Journal of**
336 **Climate**, v. 22, n. 24, p. 6612–6623, dez. 2009.
- 337 EVANGELISTA, H. et al. Evidences linking ENSO and coral growth in the
338 Southwestern-South Atlantic. **Climate Dynamics**, v. 29, p. 869–880, 2007.
- 339 FONTANA, D. C.; OLIVEIRA, D. Relação entre radiação solar global e insolação
340 para o estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 4,
341 n. 1, p. 87–91, 1996.
- 342 GELCER, E. M.; FRAISSE, C. W.; SENTELHAS, P. C. Evaluation of methodologies
343 to estimate reference evapotranspiration in Florida. In: **Proc. Fla. State Hort. Soc.,**
344 **Crystal River, FL. 6-8 June 2010.** [s.l.] FSHS, Lake Alfred, FL, 2010. v. 123p. 189–
345 195.
- 346 HUETE, A et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the
347 MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, n. 1-2, p. 195–
348 213, 2002.
- 349 HUTH, R.; POKORNÁ, L. Parametric versus non-parametric estimates of climatic
350 trends. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 77, p. 107–112, 2004.

- 351 JAKUBAUSKAS, M. E. et al. Time Series Remote Sensing of Landscape-Vegetation
352 Interactions in the Southern Great Plains. **Photogrammetric Engineering &**
353 **Remote Sensing**, v. 68, n. 10, p. 1021–1030, 2002.
- 354 JAURENA, M. et al. CAMPO NATURAL: PATRIMONIO DEL PAÍS Y FUNDAMENTO
355 DE LA ESTABILIDAD PRODUCTIVA DE LA GANADERÍA. **INIA**, v. 32, p. 30–35,
356 2013.
- 357 JONG, R. DE et al. Analysis of monotonic greening and browning trends from global
358 NDVI time-series. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 2, p. 692–702, 15
359 fev. 2011.
- 360 JONG, R. DE; BRUIN, S. DE. Linear trends in seasonal vegetation time series and
361 the modifiable temporal unit problem. **Biogeosciences**, v. 9, n. 1, p. 71–77, 5 jan.
362 2012.
- 363 JÚNIOR, M.; SAUSEN, T.; LACRUZ, M. **Monitoramento de estiagem na região**
364 **Sul do Brasil utilizando dados ENVI/MODIS no período de dezembro de 2000 a**
365 **junho de 2009**Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR,
366 Curitiba, PR, Brasil. **Anais...2011**Disponível em: <[http://mtc-
367 m19.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/05.07.16.56/doc/publicacao.pdf](http://mtc-m19.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m19@80/2010/05.07.16.56/doc/publicacao.pdf)>.
368 Acesso em: 20 out. 2013
- 369 KIAGE, L. M.; OBUOYO, J. The Potential Link Between El Nino and Water Hyacinth
370 Blooms in Winam Gulf of Lake Victoria, East Africa: Evidence from Satellite Imagery.
371 **Water Resources Management**, v. 25, p. 3931–3945, 2011.
- 372 KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de
373 vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul Time series of
374 vegetation index for different vegetation types in Rio Grande do Sul. **Revista**
375 **Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 55, p. 1116–1123, 2013.
- 376 NEETI, N.; EASTMAN, J. R. A Contextual Mann-Kendall Approach for the
377 Assessment of Trend Significance in Image Time Series. **Transactions in GIS**, v.
378 15, n. 5, p. 599–611, 10 out. 2011.
- 379 NEETI, N.; ROGAN, J.; CHRISTMAN, Z. Mapping seasonal trends in vegetation
380 using AVHRR-NDVI time series in the Yucatán Peninsula, Mexico. **Remote Sensing**
381 **Letters**, v. 3, n. 5, p. 433–442, 2012.
- 382 POTTER, C. et al. Terrestrial vegetation dynamics and global climate controls.
383 **Climate Dynamics**, v. 31, p. 67–78, 2007.
- 384 RONALD EASTMAN, J. et al. Seasonal trend analysis of image time series.
385 **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, p. 2721–2726, 2009.
- 386 ROSEMBACK, R. et al. ANÁLISE DA DINÂMICA DA COBERTURA VEGETAL NA
387 REGIÃO SUL DO BRASIL A PARTIR DE DADOS MODIS / TERRA. **Revista**
388 **Brasileira de Cartografia**, v. 62, n. 2, p. 401–416, 2010.

- 389 SILVEIRA, A. C. R. et al. Desempenho de EVI e NDVI para monitorar vegetação
390 campestre através de ondaletas. **Anais XVI Simpósio Brasileiro de**
391 **Sensoriamento Remoto**, p. 2770–2777, 2013.
- 392 TANIA MARIA SAUSEN et al. **Mapeamento dos municípios do Rio Grande do Sul**
393 **atingidos por estiagens durante o período de 2003 a 2006**. [s.l: s.n.].
- 394 TRENTIN, C. B.; FONSECA, E. L. DA. Monitoramento da fenologia da vegetação
395 campestre do bioma Pampa e sua relação com a temperatura média do ar. **Anais**
396 **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, p. 1628–1635, 2011.
- 397 TSONIS, A. A.; YOUNG-MOLLING, C. C. The effect of precipitation variability on
398 ENSO/precipitation teleconnections in the contiguous United States. **Journal of**
399 **Geophysical Research - Atmospheres**, v. 106, p. 14235–14243, 2001.
- 400 VAN LEEUWEN, W. et al. Trends and ENSO/AAO Driven Variability in NDVI Derived
401 Productivity and Phenology alongside the Andes Mountains. **Remote Sensing**, v. 5,
402 n. 3, p. 1177–1203, 6 mar. 2013.
- 403 VENABLES, W. N.; SMITH, D. M.; R DEVELOPMENT CORE TEAM. **An**
404 **Introduction to R**. [s.l.] R Development Core Team, 2011. v. 2
- 405 WARDLOW, B. D.; EGBERT, S. L. A comparison of MODIS 250-m EVI and NDVI
406 data for crop mapping: a case study for southwest Kansas. **International Journal of**
407 **Remote Sensing**, v. 31, n. 3, p. 805–830, 17 fev. 2010.
- 408 WHARTON, S. et al. Strong links between teleconnections and ecosystem exchange
409 found at a Pacific Northwest old-growth forest from flux tower and MODIS EVI data.
410 **Global Change Biology**, v. 15, p. 2187–2205, 2009.
- 411 WOLI, P. et al. Agricultural Reference Index for Drought (ARID). **Agron. J**, v. 104, n.
412 2, p. 287–300, 2012.
- 413 WOLTER, K.; TIMLIN, M. S. El Niño/Southern Oscillation behaviour since 1871 as
414 diagnosed in an extended multivariate ENSO index (MEI.ext). **International Journal**
415 **of Climatology**, v. 31, n. 7, p. 1074–1087, 15 jun. 2011.
- 416 XU, H. et al. Influence of ENSO on multi-annual temperature variations at Hongyuan
417 , NE Qinghai-Tibet plateau: evidence from $\delta^{13}C$. **International Journal of**
418 **Climatology**, v. 30, p. 120–126, 2009.
- 419 WAGNER, A. P. L.; WEBER, E.; HASENACK, H.; KLERING, E.V; FONTANA, D. C,
420 Variabilidade Temporal do NDVI/MODIS na Análise de Remanescentes da
421 Ecorregião das Savanas Uruguaias. Anais do XV Simpósio Brasileiro de
422 Sensoriamento Remoto, Curitiba, PR, INPE. p. 5600 – 5606, 2011.
423
424
425
426
427
428
429

430 **Tabelas e figuras**

431

432 Quadro 1. Chave de declividades positivas nas tendências, em cada cor
 433 predominante dos grupos de composições coloridas RGB, das tendências nos
 434 parâmetros de A_0 (média anual), A_1 (amplitude do ciclo anual), A_2 (amplitude do ciclo
 435 semi-anual), F_1 (fase do ciclo anual) e F_2 (fase do ciclo semi-anual), conforme a cor
 436 encontrada nas composições coloridas de RGB 1 e 2.

437

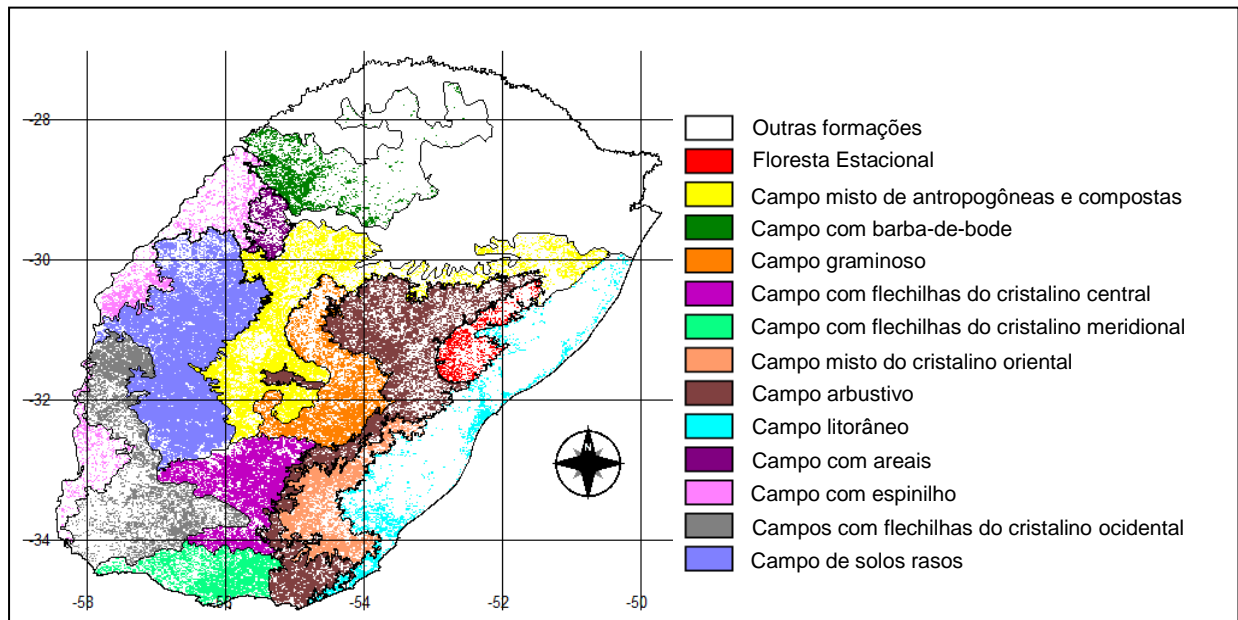
Cor predominante	R	G	B
	tendência da (+) média anual A_0	Composição 1 tendência (+) do ciclo anual A_1	tendência (+) do ciclo semi-anual A_2
	tendência (+) da média anual A_0	Composição 2 tendência (+) da fase 1 F_1	tendência (+) da fase 2 F_2
Vermelho	(+)		
Verde		(+)	
Azul			(+)
Magenta	(+)		(+)
Amarelo	(+)	(+)	
Ciano		(+)	(+)

438

439

440

441



442

443 Figura 1. Campos em diferentes unidades fisionômicas do RS/Brasil e Uruguai
 444 (adaptado de Hasenack et al., 2010).

445

446

447

448

449

450

451

452

453

454

455

456

457

458

459

460

461

462

463

464

465

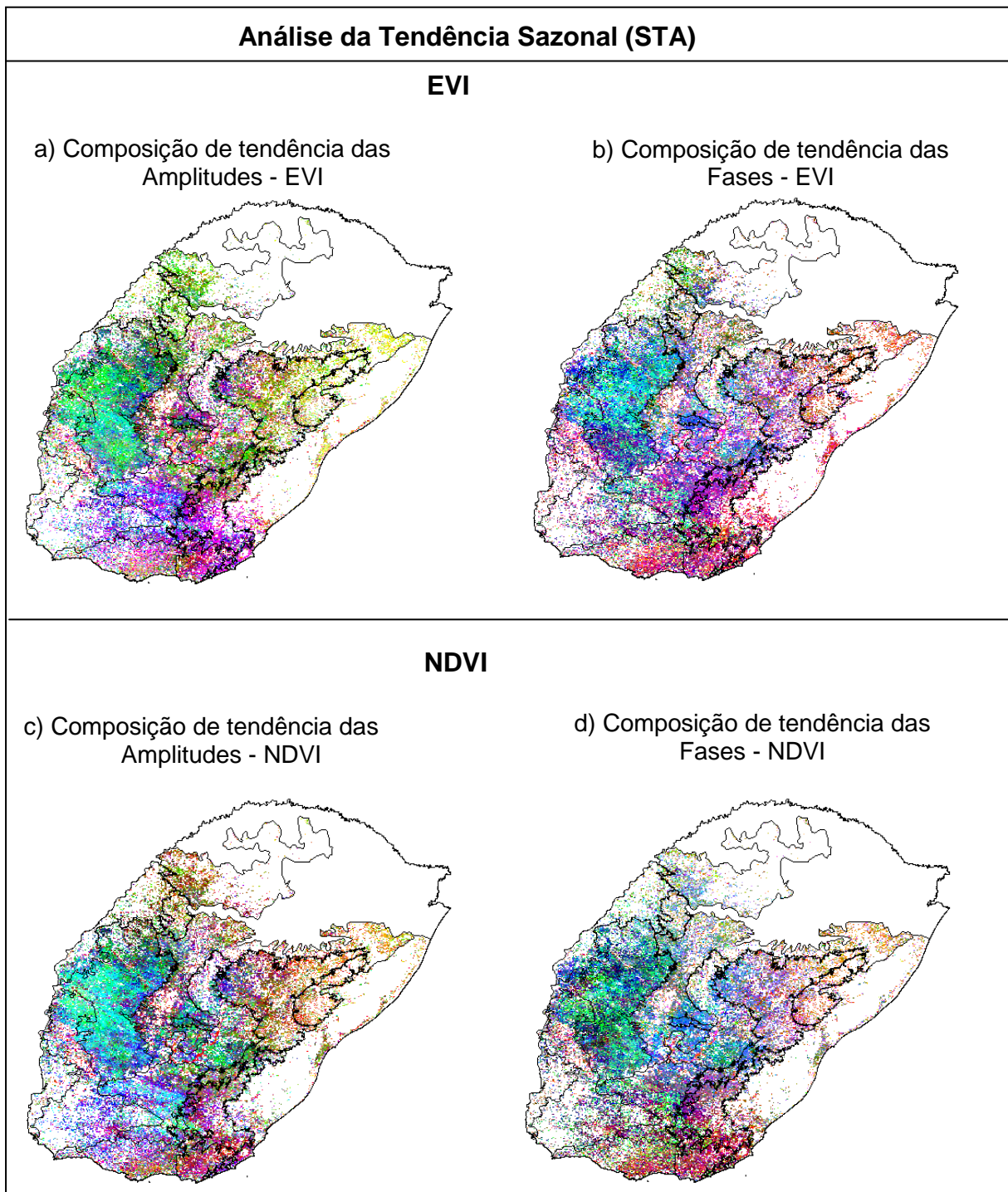
466

467

468

469

470



471

472

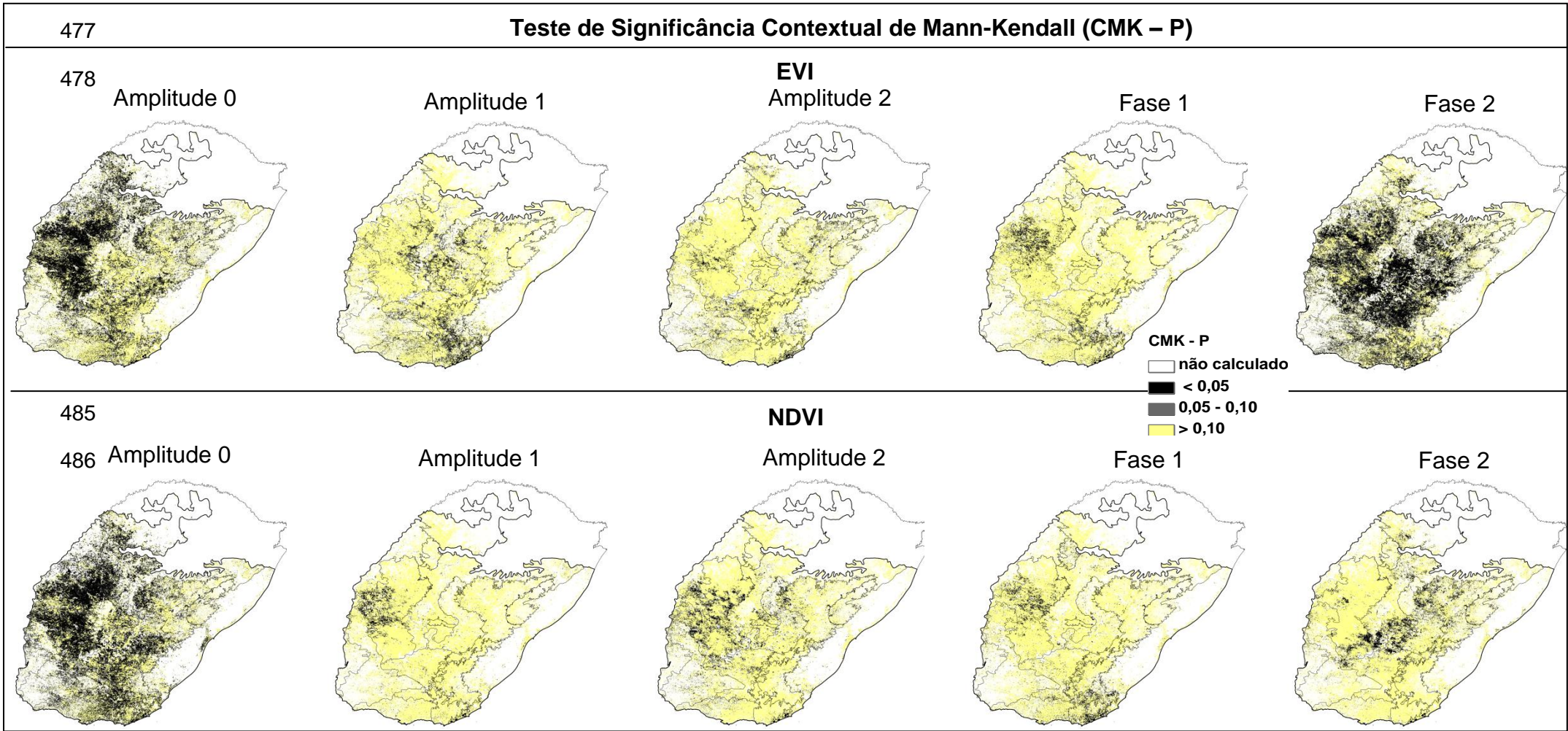
473

474

475

476

Figura 2. Análise da Tendência Sazonal (STA) de EVI e NDVI de 2001 a 2010 em campos. Composições RGB de tendências nas Amplitudes, com tendências nos canais RGB para Amplitude 0 em vermelho, Amplitude 1 em verde e Amplitude 2 em azul, para EVI (a) e NDVI (c); e composições RGB de tendências nas Fases, com tendências na Amplitude 0 em vermelho, Fase 1 em verde e Fase 2 em azul, para EVI (b) e NDVI (d).



492 Figura 3. Significâncias do teste contextual de Mann-Kendall para as amplitudes e fases dos índices de EVI (superior) e NDVI (inferior), com
 493 respeito a ocorrência de tendências nos parâmetros (A0, A1, A2, fase1 e fase2).

494

Curvas Sazonais Derivadas das Tendências

Amplitude A0 - Média Anual

495

EVI

NDVI

EVI

NDVI

496

Campo com barba-de-bode

497

498

499

500

501

502

503

Campo com areas

504

505

506

507

Campo com espilinho (area superior)

508

509

510

511

512

513

514

Campo de solos rasos

515

516

517

518

Campo de misto de antropogêneas e compostas

Campo Graminoso

519

520

521

522

523

524

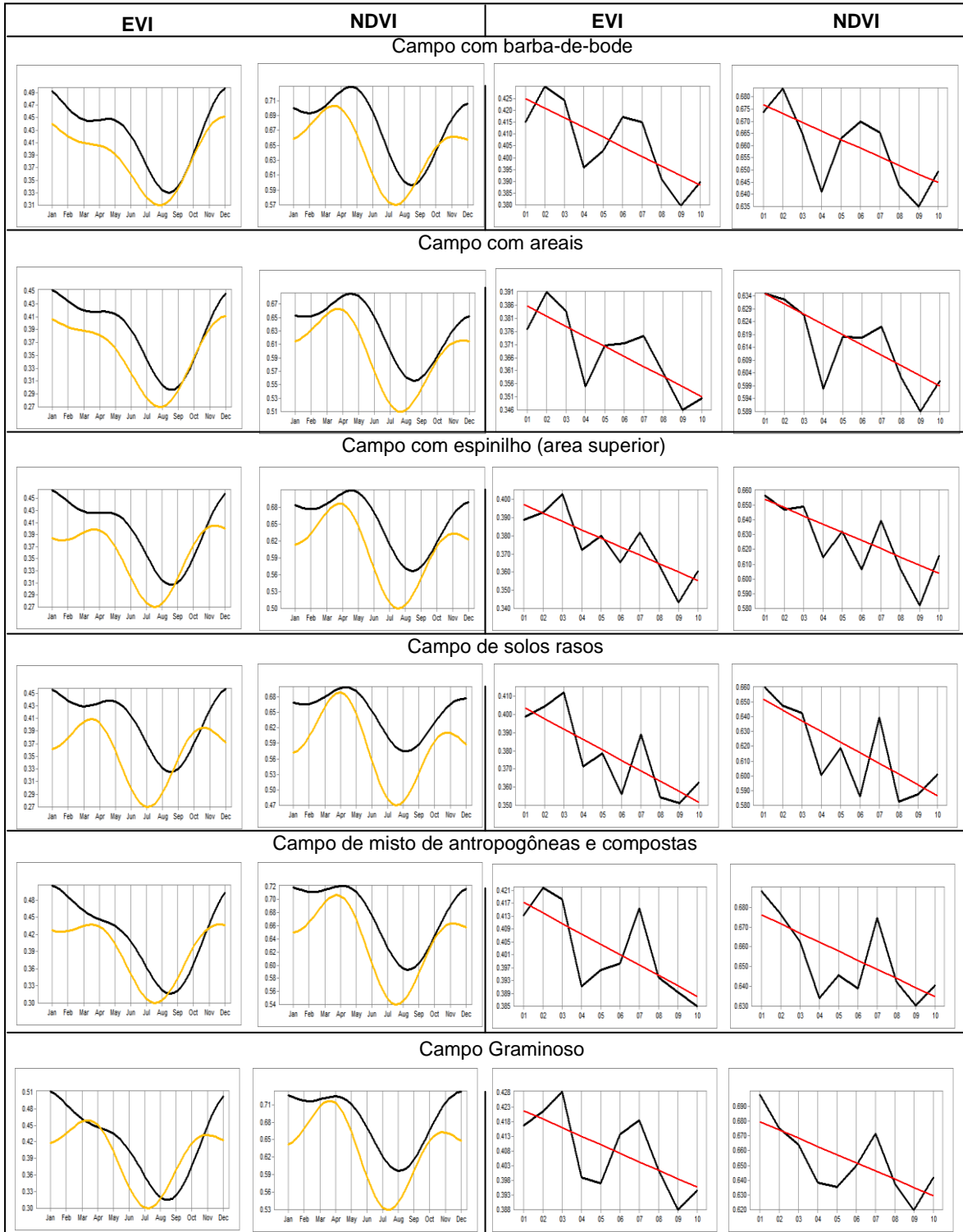


Figura 4. Esquerda: curvas sazonais sintéticas para 2001 (em preto) e 2010 (em amarelo) derivadas das tendências sobre a série completa; direita: componente A0 associada à média anual em cada ano da série temporal e a sua tendência (em vermelho), calculados para os índices de EVI e NDVI e em cada compartimento de campo.

Curvas Sazonais Derivadas das Tendências

Amplitude A0 - Média Anual

525

526

527

528

529

530

531

532

533

534

535

536

537

538

539

540

541

542

543

544

545

546

547

548

549

550

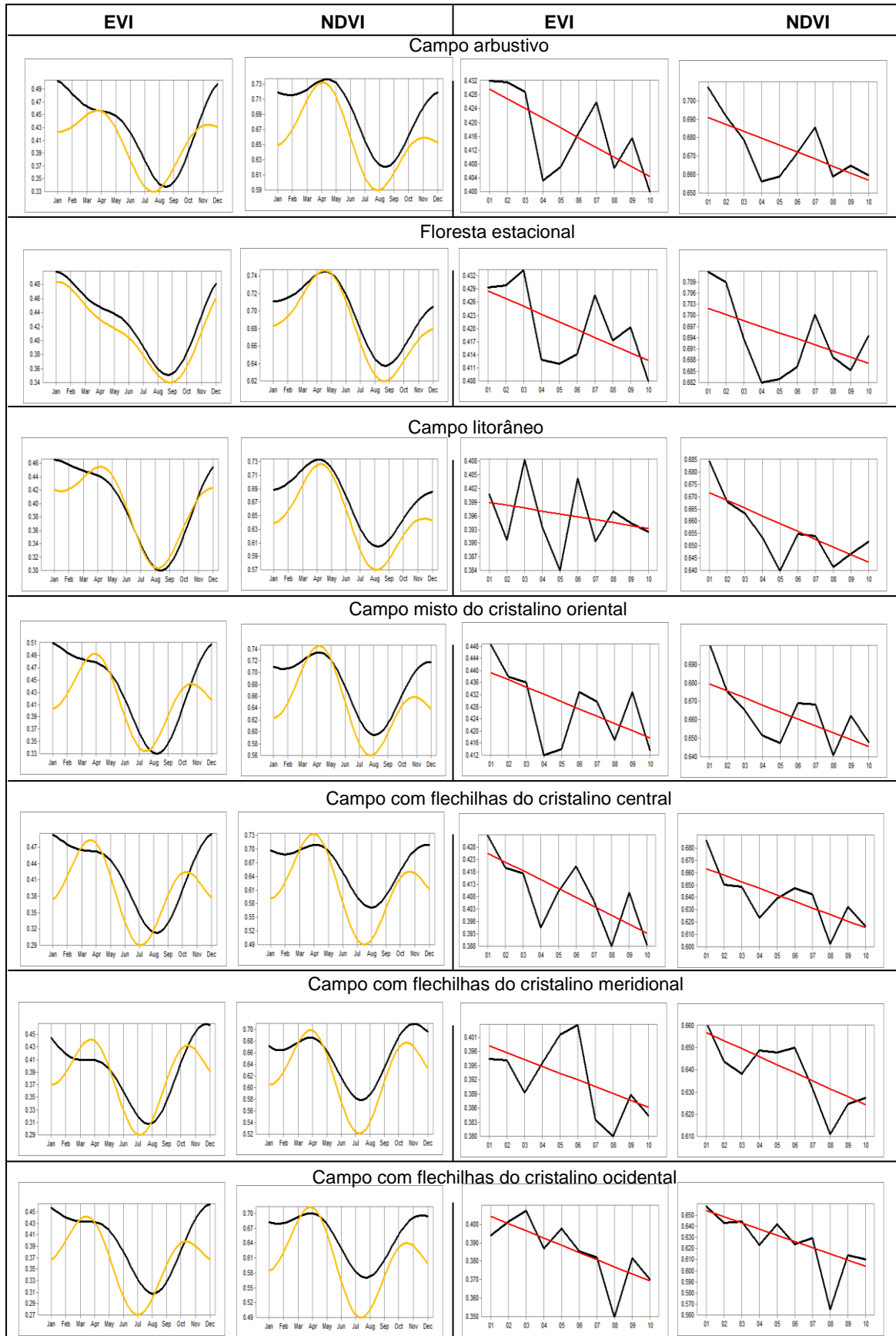


Figura 4. Continuação da figura 3 para o restante dos compartimentos de campo.

1 **II.4. ARTIGO 4: INTER-RELAÇÕES DA PRECIPITAÇÃO PLUVIAL,**
2 **TEMPERATURA DO AR E EVAPOTRANSPIRAÇÃO POTENCIAL NA**
3 **VARIABILIDADE ESPAÇO TEMPORAL DE EVI E NDVI EM CAMPOS DO**
4 **PAMPA DO SUL DO BRASIL E URUGUAI**

5 Ana Wagner⁽¹⁾, Denise Fontana⁽¹⁾, Eduardo Gelcer⁽²⁾, Clyde Fraisse⁽²⁾

6 ⁽¹⁾Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), ⁽²⁾Universidade da Flórida

7
8 A vegetação natural de cada grande região da Terra é essencialmente uma
9 expressão do clima nela prevalecente, razão pela qual a distribuição global dos tipos
10 climáticos e a distribuição dos biomas apresenta elevada correlação (Köppen, 1936).
11 As fases de crescimento, a quantidade de biomassa e a composição florística dos
12 ecossistemas são exemplos de parâmetros influenciados pelas variações
13 meteorológicas interanuais (Roerink et al., 2003). E, em um processo reverso, as
14 mudanças da vegetação podem alterar a atmosfera, pela modificação das suas
15 características físicas, tais como, rugosidade superficial, evapotranspiração e albedo
16 (Rasool, 1993).

17 Em regiões de campos de médias latitudes, como é o caso dos campos do
18 Rio Grande do Sul (RS) e Uruguai integrantes do Bioma Pampa, as variáveis
19 climáticas de radiação solar e temperatura são as mais importantes, seguidas da
20 disponibilidade hídrica, sequência mais notória em climas temperados (van Soest et
21 al., 1978; Bettolli et al., 2010). As variações na composição florística e densidade da
22 cobertura vegetal dos campos desta região são reguladas segundo as condições
23 edáficas, sendo que as variáveis climáticas atuam sobre esta composição com
24 efeitos diferenciados, conforme a estação do ano (Sánchez et al., 2011). Neste caso,
25 mudanças no padrão da variabilidade interanual em variáveis como temperatura e
26 precipitação pluvial, por exemplo, devem ter impactos em associados ao
27 desenvolvimento fenológico, acumulação de biomassa e crescimento das plantas
28 (Gurgel et al., 2003).

29 No RS e Uruguai a relevância econômica do campo natural encontra-se em
30 ser a principal base forrageira em que se baseia a produção pecuária,
31 majoritariamente conduzida em sistemas pastoris a céu aberto (Carvalho & Battello,
32 2009; Baeza et al., 2011). No Uruguai, a pecuária tem sido a principal atividade
33 econômica do país, tendo a biomassa de forragem a base para este sistema
34 (Formoso, 2010). Neste aspecto, o aperfeiçoamento de estudos de análises da
35 conexão entre a cobertura da vegetação e a variabilidade climática é de suma

36 importância para o desenvolvimento de práticas de manejo sustentáveis e
37 adaptadas, principalmente em condições climáticas adversas (Giménez et al., 2008).
38 Essa preocupação é potencializada quando se leva em conta que este Bioma
39 contém uma grande diversidade biológica e cujos campos são considerados áreas
40 de extrema importância biológica para a conservação da biodiversidade (MMA,
41 2002).

42 A informação espectral, fornecida por sensores a bordo de satélites de baixa
43 e média resolução espacial, têm sido amplamente usada em estudos da descrição
44 de padrões fenológicos das plantas e suas relações com o clima (Yuan et al., 2007;
45 Kiage & Obuoyo, 2011), uma vez que fornecem dados a baixo custo sobre grandes
46 extensões de território. Recentemente, a capacidade de obter informações sobre a
47 vegetação teve substancial avanço com a disponibilização de dados do sensor
48 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), a bordo dos satélites
49 TERRA e AQUA. Estes satélites foram especialmente desenhados para estudos da
50 superfície da terra e cujas imagens possuem melhor resolução espacial, exatidão
51 geográfica e correções radiométricas, e atmosféricas em relação aos satélites
52 comumente utilizados no monitoramento da vegetação em extensas áreas (Huete et
53 al, 2002).

54 No caso da cobertura vegetal, índices espectrais foram desenvolvidos para
55 captar o desempenho fotossintético da vegetação. O mais usado destes índices tem
56 sido o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Rouse et al., 1978), o qual se
57 baseia na reflectância das regiões do vermelho e infra-vermelho próximo do
58 espectro eletromagnético, apresentando estreita relação positiva com a fração de
59 radiação fotossinteticamente ativa absorvida pela vegetação verde (Myneni et al.
60 1995; Fontana et al., 2012). Outro índice muito utilizado atualmente é o EVI
61 (Enhanced Vegetation Index) (Huete et al., 1997), similar ao anterior, mas que
62 incorpora a banda do azul e outros parâmetros que minimizam a saturação do índice
63 em altos níveis de área foliar e reduzem o efeito do sinal produzido pelo solo (Huete
64 et al., 2002).

65 De um modo geral, a variabilidade climática é um dos principais fatores das
66 variações inter-anuais no desenvolvimento da vegetação (Zhou et al. 2001). Assim,
67 a investigação de correlações entre índices de vegetação, como o EVI e NDVI, e
68 elementos climáticos pode auxiliar na compreensão dos mecanismos controladores
69 das alterações da vegetação em função desta variabilidade climática.

70 Alguns estudos já foram conduzidos na região pampeana buscando explicar
71 relações entre os padrões da vegetação campestre e a variabilidade climática
72 regional com uso de séries temporais de índices de vegetação (Straschnoy et al.,
73 2006; Fontana et al., 2007; Rosembach et al., 2010; Wagner et al., 2011; Baeza et
74 al., 2011a; Neeti et al., 2012; Silveira et al., 2013; Kuplich et al., 2013). A maioria
75 dessas pesquisas, entretanto, foram conduzidas sobre áreas restritas ao longo do
76 Pampa ou em estudos de caso, com reduzido número de estudos na forma
77 integrada ao longo das diferentes tipologias campestres do Pampa no RS e Uruguai.

78 Assim, o objetivo deste estudo foi a identificação de relações entre a dinâmica
79 espaço-temporal da vegetação campestre do bioma Pampa do Rio Grande do Sul e
80 Uruguai, utilizando dados de EVI/NDVI do sensor MODIS, e a variabilidade climática
81 regional.

82 **Materiais e métodos**

83 Para esta pesquisa foram utilizados dados de: i) índices de vegetação (IVs)
84 de NDVI e EVI derivados do produto MOD13Q1 do sensor MODIS; ii) medidas de
85 superfície de 20 estações meteorológicas (Tabela 1); iii) máscara de campos de
86 Hasenack et al. (2009) sobre a região do Estado do Rio Grande do Sul e Uruguai
87 nos 13 sistemas ecológicos; e, para caracterização dos ENOS, iv) séries temporais
88 de dados de MEI (Multivariate ENSO Index) (Wolter & Timlin, 1998) disponibilizados
89 pela NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration)
90 (www.esrl.noaa.gov/psd/enso/mei).

91 As séries temporais de IVs compreenderam o período de fevereiro de 2000 a
92 agosto de 2011, contendo 264 composições de 16 dias em cada índice. As imagens
93 foram adquiridas do banco de dados da EOSDIS/NASA (NASA's Earth Observing
94 System Data and Information System) em formato HDF e processamento executado
95 no programa ENVI 4.2 + IDL (EXELIS®). A extração dos valores médios das séries
96 temporais de IVs sobre amostras de áreas de campos foi realizada utilizando a
97 máscara de campos do Mapa dos Remanescentes de Vegetação das Savanas
98 Uruguaias (Hasenack et al., 2009), sobreposta com uma máscara correspondentes
99 a polígonos circulares, com raio de 25km de distância, em torno nas respectivas
100 estações meteorológicas (Figura 1).

101 Além disso, utilizarm-se dados de composição de 16 dias de séries de
102 precipitação pluvial acumulada, valores médios para 16 dias de temperatura do ar

103 mínima e máxima e evapotranspiração potencial acumulada, com base em dados
104 meteorológicos diários. Foram utilizadas 15 estações de superfície no RS,
105 disponibilizados pelo INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) e FEPAGRO
106 (Fundação Estadual de Pesquisa Agropecuária), e 5 no Uruguai, obtidos através do
107 INIA (Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria), para o mesmo período da
108 séries de IVs (Tabela 1). As amplitudes térmicas foram calculadas com base nas
109 temperaturas máximas e mínimas correspondentes a cada ciclo.

110 A evapotranspiração potencial ETo (mm) foi obtida através: i) no RS,
111 calculada de forma diária pelo método de Penman-Monteith (FAO-56 PM) (Allen et
112 al., 1998), com base em dados das estações meteorológicas; ii) no Uruguai, o dado
113 é disponibilizado diretamente do site do INIA, em valores diários, calculados com
114 base nas estações meteorológicas, através do método de Penman, ajustado para o
115 Uruguai (metologia em: <http://www.inia.org.uy/disciplinas/agroclima/penman.htm>). As
116 estações do INMET não tem dados de radiação solar, portanto para essas estações
117 a radiação solar foi estimada usando a equação de Angström (Allen et al. 1998),
118 com coeficientes ajustados por Fontana & Oliveira (1996). Já nas estações da
119 FEPAGRO, não tem dados de temperatura do ponto de orvalho e velocidade do
120 vento, portanto assumiu-se que a temperatura mínima do dia é igual à temperatura
121 do ponto de orvalho e os dados de vento foram obtidos de uma estação do INMET
122 próxima com características climáticas semelhantes.

123 As análises foram executadas em linguagem de programação R (versão
124 3.0.1), com as variáveis compatibilizadas para ciclos de 16 dias (Tabela 1). Ciclos
125 que apresentaram 4 ou mais dias de dados faltantes foram descartados. Agruparam-
126 se dados bimensais das séries de MEI em médias, ponderadas pelo número de dias
127 pertencentes aos meses integrantes do ciclo. A partir dos dados de MEI,
128 categorizaram-se as fases de ENOS, considerando os critérios de (Wolter, 1987): 1)
129 $MEI < -0,4 =$ La Niña; 2) $MEI > 0,4 =$ El Niño; ou 3) $-0,4 \leq MEI \leq 0,4$. Considerando
130 que o MEI é um índice multivariado que integra seis variáveis observadas sobre o
131 Pacífico tropical, foi possível usar sua classificação em fases de ENOS na forma
132 bimensal. Além disso, a partir da classificação em 16 dias não foram observados
133 eventos em meses isolados nas fases, garantindo persistência do fenômeno e
134 qualidade da classificação proposta (Tabela 2).

135 A fim de buscar os padrões de relação entre os índices de vegetação e a
136 variabilidade climática, primeiramente, as variáveis meteorológicos foram
137 caracterizadas espaço-temporalmente, isto é, ao longo do tempo, anualmente e por

138 estação do ano, sobre as áreas de campo amostradas ou considerando todo o
139 conjunto de informações. Em seguida, com os dados meteorológicos e de índices de
140 vegetação, perfis médios mensais foram produzidos em função das fases de ENOS
141 e geradas séries temporais de desvios da média em ciclos de 16 dias.

142 Na sequência, estabeleceram-se relações entre os desvios da média dos
143 índices de EVI/NDVI com os desvios da média de cada variável meteorológica,
144 através do uso de: i) gráficos de dispersão para dados em ciclos de 16 dias; e, ii)
145 análise de regressão simples, calculando os coeficientes de correlação em
146 agrupamentos de dados mensais, sem defasagem no tempo, em função da posição
147 das estações meteorológicas ou utilizando todo o conjunto de dados, assumindo-se
148 resultados somente a nível de significância de 5% pelo teste padronizado de t de
149 Student.

150 Finalmente, foram geradas tabelas de contingência para:

151 i) ocorrência de desvios negativos ou positivos entre EVI/NDVI e precipitação
152 pluvial ou ETo acumuladas, com respeito a todos os dados e em ciclos de 16 dias;

153 ii) número de meses do ano com a ocorrência de correlações negativas ou
154 positivas, calculadas entre os desvios de EVI/NDVI e desvios de variáveis
155 meteorológicas, considerando a contagem resultante das correlações em cada
156 estação meteorológica independente;

157

158 **Resultados e discussão**

159 A variabilidade anual dos totais de precipitação pluvial e evapotranspiração
160 potencial (ETo) total, assim como as médias de temperaturas do ar máxima e
161 mínima, é apresentada na Figura 2. De um modo geral, considerando o conjunto
162 total de dados, as variáveis mostraram padrão médio climático característico da
163 região, com precipitação pluvial bem distribuída ao longo do ano, temperaturas
164 máximas e mínimas e ETo maiores nos meses de verão e menores no inverno
165 (Köppen, 1936; Castaño et al., 2011). Ainda que bem distribuída ao longo do ano, a
166 precipitação pluvial mostrou maior variabilidade na primavera, com máximo valor em
167 setembro e mínimo em outubro. A temperatura mínima teve a maior variabilidade
168 entre as estações meteorológicas no inverno, e, o inverso, para a
169 evapotranspiração, cuja maior dispersão ocorreu de novembro a fevereiro. Este

170 padrão é o esperado e será melhor discutido ao longo da discussão que segue dos
171 resultados.

172 Os perfis temporais médios e quartis em ciclos de 16 dias ao longo da série
173 temporal (Figura 3) indicaram padrão sazonal nas temperaturas e ETo, bem como
174 em alguns períodos da série de amplitude térmica. A precipitação pluvial não
175 apresentou sazonalidade temporal, mas, em geral, os maiores valores coincidiram
176 com períodos de El Niño, tais como, em 2002, no verão 2003, outono/inverno de
177 2005, verão de 2007 e do inverno de 2009 ao outono de 2010, cuja excessão nesta
178 relação com precipitação pluvial foi observada em El Niño, no segundo semestre de
179 2006. Para os valores mínimos de precipitação pluvial, observou-se, em geral, uma
180 associação com o La Niña, variando, mas com destaque para os verões de
181 2005/06, 2007/08, 2008/09 e 2010/11 (Rosembach et al., 2010). No verão de 2009
182 foram observadas as maiores variabilidades na ETo e amplitude térmica. Também
183 neste verão, Junior et al. (2012) identificou, especialmente no centro oeste do Rio
184 Grande do Sul, anomalias nos índices de EVI e valores de precipitação pluvial
185 inferiores a 300 mm na primavera que antecedeu, considerado como um ano com
186 estiagem na região.

187 Com respeito à distribuição espacial média das variáveis climáticas ao longo
188 das estações do ano (Figura 4) foram observadas algumas diferenças entre as
189 estações meteorológicas. De um modo geral, no inverno e primavera foram
190 observadas as maiores diferenças no regime de precipitação pluvial, sendo que o
191 inverno foi ligeiramente mais seco no sul e oeste e, a primavera foi mais chuvosa ao
192 norte. No caso das médias das temperaturas máxima e mínima, a sazonalidade
193 entre as épocas do ano foi observada em todas as estações meteorológicas, com
194 verões quentes, bem como uma tendência de regiões mais quentes à oeste, tendo
195 sido o Uruguai mais frio do que o RS do outono à primavera. A amplitude térmica
196 média foi maior na primavera-verão em toda a região, mas, assim como a
197 temperatura, apresentou maiores valores em direção à oeste em todas as estações
198 do ano. Quanto à ETo média, o padrão foi sazonal e similar em toda região, com
199 máximos na primavera-verão, refletindo a maior demanda evaporativa da atmosfera.
200 Salienta-se, ainda, que os valores no verão superaram os de precipitação pluvial
201 acumulada média na mesma época, em muitos dos pontos, o que evidencia que a
202 vegetação da região seguidamente é submetida a condições de estresse hídrico. No
203 verão os valores de ETo média foram mais altos no Uruguai do que no RS e, cuja
204 possível causa pode ter sido a grande diferenciação encontrada nos valores de

205 radiação solar observada entre as duas regiões. De um modo geral, a variabilidade
206 espaço-temporal observada nas variáveis climáticas apresentou padrões médios
207 esperados para a região (Castaño et al., 2011; Leivas et al., 2006).

208 Os perfis médios mensais dos IVs (EVI, NDVI) e das variáveis climáticas
209 estão apresentados na Figura 5, tendo sido caracterizados conforme a fase de
210 ENOS, uma vez que este fenômeno tem grande influência nas temperaturas e
211 precipitação pluvial da região (Berlato & Fontana, 2003). Observou-se aumento dos
212 IVs na fase El Niño em relação à La Niña com maior diferença entre fases nos
213 meses de novembro a janeiro, seguido dos meses de julho e agosto. Além disso, o
214 NDVI apresentou maior separabilidade na diferenciação entre fases. A diferença no
215 vigor da vegetação, detectada através dos IVs, é consequência principalmente das
216 condições meteorológicas diferenciadas entre as fases deste fenômeno. A
217 precipitação pluvial acumulada foi maior em praticamente todos os meses do ano
218 em fase El Niño, com extremo no mês de novembro, seguido, em menor
219 intensidade, dos meses de fevereiro a abril. Este dois períodos já foram identificados
220 anteriormente como sendo aquele com maior efeito associado do fenômeno na
221 precipitação pluvial da região (Montecinos et al., 2000; Berlato & Fontana, 2003;
222 Cordeiro et al., 2009; Bettolli et al., 2010).

223 A ETo apresentou baixa variabilidade, mas perfil com ligeiro aumento dos
224 valores na fase de El Niño em relação à La Niña, resultado já observado no trabalho
225 de Cordeiro (2010) e pode ser justificado pela relação física do fenômeno ENOS,
226 isto é, a ocorrência de El Niño, está associada ao aumento da precipitação pluvial,
227 especialmente no verão, em que se observou maior crescimento da vegetação com
228 maior área "transpirante" e o consequente aumento da ETo. A amplitude térmica
229 média foi igual ou maior na fase de La Niña, a qual atingiu extremo em dezembro,
230 época em que a chance de ocorrerem estiagens nesta fase é grande e onde os
231 extremos se acentuam (Firpo et al. 2012). Esse padrão, entretanto, se inverteu nos
232 meses de agosto, setembro e outubro, o que poderia se justificar pela possível
233 ocorrência de ondas de calor características de fase El Niño no inverno (Firpo et al.
234 2012), mas cuja justificativa necessita de aprofundamento. Além disso, também as
235 temperaturas máximas e mínimas apresentaram pequena diferença nos perfis
236 médios, exceto no mês de julho para a fase La Niña, resultado que é confirmando
237 pela literatura, em que se observa a ocorrência de temperaturas mínimas mais
238 baixas nesta fase de ENOS (Firpo et al. 2012). Essas observações podem ser
239 explicadas pela física da relação, em que, o El Niño está mais relacionado com as

240 temperaturas máximas no verão, visto que é neste período que chove mais, mais
241 nuvens, menor aporte de radiação solar, resultando em temperatura máxima mais
242 baixa. De forma inversa, a La Niña tem maior relação com a temperatura mínima,
243 também decorrente da nebulosidade, mas agora, menor precipitação pluvial, menos
244 nuvens, maior perda noturna de radiação de onda longa, e, conseqüentemente,
245 temperatura mínima mais baixa.

246 As séries temporais de desvios da média em cada variável em ciclos de 16
247 dias são apresentadas na Figura 6, considerando todos os dados. Observou-se forte
248 relação temporal entre a variabilidade dos índices de vegetação e a variabilidade
249 climática. No período de 2000 à metade de 2003, os desvios de IVs foram, na sua
250 maioria, positivos, coincidindo com desvios positivos de precipitação pluvial
251 acumulada e negativos de evapotranspiração potencial e amplitude térmica, sendo a
252 temperatura mínima a que mais oscilou ao longo deste primeiro período.
253 Inversamente, ao longo de 2004 até final do verão de 2005, ocorreu desvios
254 negativos nos IVs, coincidentes, em geral, com desvios negativos de precipitação
255 pluvial e positivos de ETo e amplitude térmica. A partir daí, os desvios de IVs ficaram
256 oscilando positiva e negativamente até a metade de 2007, bem como as variáveis
257 climáticas. No inverno de 2007 coincidiram-se os desvios negativos de IVs e de
258 temperaturas máxima e mínima. A partir desta ano, praticamente os IVs mantiveram-
259 se em desvios negativos até o final do período estudado, mantendo a mesma
260 relação com precipitação pluvial, ETo e amplitude térmica já observada no período
261 de 2004-2005. A excessão observada neste último período ocorreu no verão de
262 2010, com desvios positivos de IVs relacionados com os desvios das variáveis de
263 forma ainda mais intensa do que foi observado no primeiro período. Essas relações
264 mostraram que houve regularidade temporal entre os desvios de IVs e das variáveis
265 climáticas e cujos efeitos sobre IVs são dependentes da época do ano.

266 As relações entre desvios de EVI/NDVI com desvios de precipitação pluvial e
267 ETo acumuladas são mostradas na Figura 7. No verão foi observado grande
268 dispersão, com relação positiva com a precipitação pluvial e negativa com ETo. Em
269 geral, a La Niña nesta época do ano se mostrou associado a esta relação negativa,
270 bem como o El Niño com positiva. Estes resultados também foram observados na
271 primavera, ainda que em menor intensidade. Além disso, não foi identificada uma
272 relação linear entre as variáveis. Isto pode ser decorrência da saturação observada
273 nos desvios de IVs com o aumento positivo dos desvios de precipitação pluvial ou
274 negativo dos desvios de ETo. No outono não foi observada relação evidente entre

275 desvios. O inverno apresentou a menor dispersão entre os dados, bem como uma
276 inversão nas relações entre os desvios de IVs e ETo associada à fase La Niña, com
277 uma relação positiva entre eles ainda que com intensidade reduzida em relação ao
278 observado nas outras épocas do ano. A quantificação destas relações pode ser
279 avaliada na Tabela 3. De modo geral, os desvios de IVs estiveram associados de
280 forma direta aos desvios de precipitação pluvial (maior ou menor precipitação pluvial
281 está associado à maior ou menor IVs, respectivamente), e inversa aos de ETo
282 (maior ou menor evapotranspiração potencial está associado à menor ou maior IVs,
283 respectivamente).

284 Correlações entre as variações dos desvios de IVs e variáveis climáticas,
285 considerando todos os dados (Figura 8) ou nas estações meteorológicas (Figura 9),
286 indicaram correlações com padrão temporal variável ao longo do ano e conforme a
287 variável climática, tendo similar resposta nos dois índices de vegetação. De um
288 modo geral, os valores de correlação foram baixos quando considerado todos os
289 dados, significativos estatisticamente pelo teste t a 5% de significância, atingindo
290 máximo de -0,5, mas, no cálculo pontual este resultado melhorou, com valores
291 maiores de coeficiente de correlação observados dependendo da época do ano e
292 estação meteorológica.

293 No estudo de correlações, não foram aplicadas técnicas de avaliação e
294 remoção da correlação dos resíduos das análises de regressão, problema que
295 quase sempre ocorre em modelagem de regressão entre séries temporais (Kircher,
296 2013). A correlação serial nos resíduos não tem impacto sobre o modelo linear r ,
297 mas sim no estimador de significância estatística, superestimando-o devido a
298 diminuição da variância estimada de r , o que resulta na definição de uma relação
299 significativa quando ela não se justifica (Wang, 2001). Nesta pesquisa este problema
300 foi minimizado, porque os dados foram agrupados em amostras independentes no
301 tempo e não na forma de séries temporais contínuas. Por exemplo, foram calculadas
302 correlações entre desvios de EVI versus desvios de temperatura máxima no mês de
303 janeiro. Assim, neste exemplo, somente o mês de janeiro foi considerado,
304 eliminando a possibilidade da influência do mês anterior.

305 Considerando o resultado mais geral, no caso das correlações positivas
306 (Figura 8), a precipitação pluvial apresentou maior influência positiva nos desvios de
307 IVs em dezembro e fevereiro, reduzindo sistematicamente até o inverno. A
308 temperatura mínima teve maior influência positiva no inverno, em julho para o EVI e
309 em setembro para o NDVI, com uma inversão negativa do padrão no mês de agosto,

310 em ambos os índices. Em dezembro, para desvios de precipitações pluvial no NDVI,
311 foram observadas as maiores correlações positivas.

312 Também, correlações negativas, considerando todos os dados (Figura 8)
313 foram observadas nos desvios de temperatura máxima, ETo total e amplitude
314 térmica para quase todos os meses do ano. A excessão mais evidente foi no mês de
315 julho na inversão do sinal de correlação, indicando que o aumento da ETo e
316 temperatura máxima esteve associado positivamente ao aumento dos IVs. Em geral,
317 foi identificado um padrão quase oscilatório entre estas correlações negativas, com
318 mínimo em junho e picos em março e dezembro, especialmente na amplitude
319 térmica. Correlações negativas em todos os meses do ano, em ambos IVs, foram
320 observadas somente com os desvios de amplitude térmica.

321 Na análise espacial das correlações (Figuras 9 e 10) os IVs mostraram similar
322 resultado ao padrão de comportamento temporal, mas com variações de intensidade
323 nas correlação. Além disso, os resultados foram semelhantes ao padrão observado
324 na análise mais geral, mas com graus de variabilidade espacial entre as estações
325 meteorológicas para um dado mês, demonstrando diferenciação na resposta dos
326 desvios da vegetação em função da variabilidade climática regional. De um modo
327 geral, o EVI demonstrou maior diferenciação no resultado entre as estações
328 meteorológicas, e valores mais altos das correlações do mês de julho,
329 especialmente para a temperatura mínima.

330 Em ambos os índices, as correlações com desvios de ETo, amplitude térmica
331 e temperatura máxima foram máximas negativas em dezembro em todas as
332 estações meteorológicas e, especialmente, à oeste. Novamente foi observada
333 inversão da correlação no mês de julho para desvios de temperatura máxima e de
334 ETo, com excessão das estações meteorológicas no extemo sul. Além disso, nos
335 meses de dezembro e março se manteve os picos de correlação negativa entre
336 desvios de IVs e de ETo, temperatura máxima e amplitude térmica, em todos os
337 pontos. Também as correlações com desvios de amplitude térmica foram as que
338 apresentaram os maiores valores com respeito a todas as variáveis climáticas,
339 sempre com valores negativos, exceto em julho em duas estações meteorológicas
340 próximas ao litoral.

341 As correlações dos desvios de IVs com desvios de precipitação pluvial e de
342 temperatura mínima apresentaram as maiores variabilidades entre estações
343 meteorológicas e a maior ocorrência de correlações positivas e negativas
344 concomitantemente em um mesmo mês. Os meses de fevereiro e dezembro

345 mantiveram-se com picos de correlação positiva entre desvios de IVs e precipitação
346 pluvial. Além do mês de julho, também nos meses de setembro e outubro foram
347 observadas altas correlações positivas com os desvios de temperatura mínima,
348 especialmente à oeste e para o NDVI. Também, as correlações com desvios de
349 temperatura mínima mantiveram o resultado da inversão negativa em agosto,
350 principalmente no litoral e à oeste.

351 Quando se fez a quantificação do número de ocorrência de correlações
352 negativas entre os IVs e as variáveis meteorológicas (Tabela 4), verificou-se que,
353 de um modo geral, os desvios de IVs se correlacionaram positivamente com desvios
354 de precipitação pluvial e temperatura mínima, e, negativamente com desvios de
355 ETo, temperatura máxima e amplitude térmica, o que mostra coerência com as
356 relações físicas entre as variáveis meteorológicas e o efeito das mesmas no
357 crescimento da vegetação.

358 **Conclusões**

- 359 • A variabilidade interanual das variáveis meteorológicas é alta, a qual em parte
360 está associada ao fenômeno ENOS. No período do verão é quando o
361 fenômeno mostra as maiores alterações no padrão climático da região, com
362 aumento na precipitação pluvial e na amplitude térmica durante o El Niño. O
363 oposto é verificado na fase La Niña.
 - 364 • A variável climática limitante ao crescimento da vegetação de campos é
365 dependente da estação do ano de acordo com as exigências bioclimáticas da
366 vegetação.
 - 367 • A resposta da cobertura vegetal de campos às oscilações das condições
368 climáticas estacionais atua de forma diferente com respeito à região e à
369 estação do ano.
 - 370 • Os índices de vegetação são adequados para retratar as relações entre a
371 variabilidade espaço-temporal dos padrões de vegetação campestre e o clima
372 do Pampa do Rio Grande do Sul e Uruguai, tendo apresentado resultados
373 similares no EVI e NDVI nas relações com a variabilidade climática.
- 374

375 **Referências**

- 376 ALLEN, R.G.; PEREIRA, L.S.; RAES, D., SMITH, M. Crop evapotranspiration -
 377 guidelines for computing crop water requirements. **FAO** Irrigation and drainage paper
 378 No. 56. FAO, Rome, 1998.
- 379
 380 BAEZA, S., GALLEGO, F.; LEZAMA, F.; ALTESOR, A.; PARUELO, J.M. Cartografía
 381 de los pastizales naturales en las regiones geomorfológicas de Uruguay
 382 predominantemente ganaderas. In: A. Altesor, W. Ayala and J.M. Paruelo (eds.).
 383 Bases ecológicas y tecnológicas para el manejo de pastizales. **Série FPTA** No. 26,
 384 INIA, Montevideo. 33–54, 2011.
- 385
 386 BAEZA, S.; PARUELO, J.; AYALA, W. Eficiencia en el uso de la radiación y
 387 productividad primaria en recursos forrajeros del este de Uruguay. **Agrociencia**, v.
 388 55, n. 2, p. 48–59, 2011a.
- 389
 390 BERLATO, M.A.; FONTANA, D.C. El Niño e La Niña. Impactos no clima, na
 391 vegetação e na agricultura do Rio Grande do Sul. Aplicações de previsões climáticas
 392 na agricultura. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2003. v.1000. 110 p.
- 393
 394 BETTOLLI, M. et al. Pastura natural de Salto (Uruguay): relación con la variabilidad
 395 climática y análisis de contextos futuros de cambio climático. **Revista Brasileira de**
 396 **Meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 248–259, 2010.
- 397
 398 CARVALHO, P. C. D. F.; BATELLO, C. Access to land, livestock production and
 399 ecosystem conservation in the Brazilian Campos biome: The natural grasslands
 400 dilemma. **Livestock Science**, v. 120, n. 1-2, p. 158–162, 2009.
- 401
 402 CORDEIRO, A.P.A. Tendências climáticas das variáveis meteorológicas originais,
 403 estimadas e das derivadas do balanço hídrico seriado do Rio Grande do Sul.
 404 **Dissertação de Mestrado**. UFRGS, 2010.
- 405
 406 CORDEIRO, A. P. A. ; BERLATO, M. A. Frequência da temperatura mínima
 407 associada a eventos El Niño, La Niña e neutros no Estado do Rio Grande do Sul. In:
 408 XVI Congresso Brasileiro de Agrometeorologia(CBA), 2009, Belo Horizonte/MG.
 409 Anais do XVI CBA. Belo Horizonte /MG: Sociedade Brasileira de Agrometeorologia,
 410 2009.
- 411
 412 FIRPO, M. A. F.; SANSIGOLO, C. A.; ASSIS, S. V. Climatologia e variabilidade
 413 sazonal do número de ondas de calor e de frio no Rio Grande do Sul associadas ao
 414 ENOS. **Revista Brasileira de Meteorologia** [online], v. .27, n.1, p. 95–106, 2012.
- 415
 416 FONTANA, D. C.; ALVES, G. M. ; ROBERTI, D.; MORAES, O. L. L.; GERHARDT, A.
 417 Estimativa da radiação fotossinteticamente ativa absorvida pela cultura da soja
 418 através de dados do sensor Modis. **Bragantia** (São Paulo, SP. Impresso), v. 71, p.
 419 563–571, 2012.
- 420
 421 FONTANA, D. C. Índice de Vegetação como indicador de respostas das plantas às
 422 condições meteorológicas. In: XII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia, 2007,
 423 Aracajú. (apresentação do autor).
- 424

- 425 FONTANA, D. C.; OLIVEIRA, D. Relação entre radiação solar global e insolação
426 para o Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**,
427 Santa Maria, v. 4, n. 1, p. 87–91, 1996.
- 428
- 429 FORMOSO, D. Los ovinos y bovinos ante la nueva situación ganadera, ¿
430 compiten?, ¿ cuánto? **Agrociencia**, p. 15–20, 2010.
- 431
- 432 GIMÉNEZ, A. ; CASTAÑO, J.; OLIVERA, L.; BAETHGEN, W. Cambio climático en
433 Uruguay y la Región. **INIA**, Documentos Online Nº 111, 2008. Acesso em
434 1/10/2013. <http://www.inia.org.uy/online/site/publicacion-ver.php?id=1698>.
- 435
- 436 GURGEL, H. C. Variabilidade espacial e temporal do NDVI sobre o Brasil e suas
437 Conexões com o Clima. Dissertação de Mestrado - São José dos Campos: INPE,
438 2003. 118p.
- 439 HASENACK, H.; WEBER, E.; WAGNER, A. P. L. Mapa de remanescentes de
440 vegetação da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior.
441 **Relatório Técnico**, Produto 2. Projeto IB/CECOL/TNC, 2009.
- 442
- 443 HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G.
444 Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation
445 indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 195–213, 2002.
- 446
- 447 HUETE, A; LIU, H.Q.; BATCHILY, K.; LEWEEN, W. A comparison of vegetation
448 indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of**
449 **Environment**, v.59, p.440–451, 1997.
- 450
- 451 JACÓBSEN, L.O.; FONTANA, D.C.; SHIMABUKURO, Y.E. Efeitos associados a El
452 Niño e La Niña na vegetação do Estado do Rio Grande do Sul observados através
453 do NDVI/NOAA. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.19, n.2, p.129–140, 2004.
- 454
- 455 KÖPPEN, W. Das geographischa System der Klimate. In: Handbuch der Klimatologie,
456 In: PEEL, M. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification.
457 **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 11, p. 1633–1644, 2007.
- 458
- 459 KIAGE, L. M.; OBUOYO, J. The Potential Link Between El Nino and Water Hyacinth
460 Blooms in Winam Gulf of Lake Victoria, East Africa: Evidence from Satellite Imagery.
461 **Water Resources Management**, v. 25, p. 3931–3945, 2011.
- 462
- 463 KIRCHNER, J.W. Data Analysis Toolkit #11: Serial correlation. p. 1–8. Copyright ©
464 1996, 2001. acesso em 18/08/2013. On line:
465 http://seismo.berkeley.edu/~kirchner/eps_120/Toolkits/Toolkit_11.pdf
- 466
- 467 KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; FONTANA, D. C. Série temporal de índice de
468 vegetação sobre diferentes tipologias vegetais no Rio Grande do Sul. **Revista**
469 **Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v 17, n.55, p. 1116–1123, 2013.
- 470
- 471 LEE, R.; YU, F.; PRICE, K. P. Evaluating vegetation phenological patterns in Inner
472 Mongolia using NDVI time series analysis. **International Journal of Remote**
473 **Sensing**, v .23, n. 12, p. 2505–2512, 2002.
- 474

- 475 LEIVAS, J. F. ; BERLATO, M. A. ; FONTANA, D. C. Risco de deficiência hídrica
476 decendial na metade sul do Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de**
477 **Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 10, p. 397–407, 2006.
- 478
479 MYNENI, R. B.; HALL, F. G.; SELLERS, P.J.; MARSHAK, A. L. The interpretation of
480 spectral vegetation indexes. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote**
481 **Sensing**, v.33, p. 481–486, 1995.
- 482
483 MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). Biodiversidade Brasileira: avaliação e
484 identificação de áreas e ações prioritárias para a conservação, utilização sustentável
485 e repartição dos benefícios da biodiversidade nos biomas brasileiros. Brasília:
486 **MMA/SBF**, 2002. 340p. Disponível em:
487 <http://www.biodiversidade.rs.gov.br/arquivos/BiodiversidadeBrasileira_MMA.pdf>.
488 Acesso em: 25/10/2013.
- 489
490 MONTECINOS, A.; DIAZ, A.; ACEITUNO, P. Seasonal diagnostic and predictability of
491 rainfall in subtropical South America based on tropical Pacific SST. **Journal of**
492 **Climate**, Boston, v.13, p.746-758. 2000
- 493
494 NEETI, N.; ROGAN, J.; CHRISTMAN, Z. Mapping seasonal trends in vegetation
495 using AVHRR-NDVI time series in the Yucatán Peninsula, Mexico. **Remote Sensing**
496 **Letters**, v. 3, n.5, p. 433–442, 2012.
- 497
498 SÁNCHEZ, J. P. C.; GIMENEZ, A.; CERONI, J. F.; AUCHAYNA, R.; BIDEGAIN, M.
499 Caracterización Agroclimática del Uruguay 1980-2009. **Revista INIA**, n. 193, 2011.
- 500
501 SAUGIER, B. Vegetation et atmosphere. France: Dominos Flammarion ed, n. 107,
502 1996, 128p.
- 503
504 SILVEIRA, A. C. R.; KUPLICH, T. M.; MOREIRA, A.; BARBIERI, D. W.; OVERBECK,
505 G. E.; ABREU, P. M. F. Desempenho de EVI e NDVI para monitorar vegetação
506 campestre através de ondaletas. **Anais do XVI Simpósio Brasileiro de**
507 **Sensoriamento Remoto**, 2770–2777, 2013.
- 508
509 STRASCHNOY, J.; BELLA, C. DI; JAIMES, F. Caracterización espacial del estrés
510 hídrico y de las heladas en la región pampeana a partir de información satelital y
511 complementaria. **RIA**, v. 35, n. 2, p. 117–141, 2006.
- 512
513 RASOOL, S. I. Systeme Terre. France: Dominos Flammarion, n.12, 1993. In: Chu,
514 L.U.; ZHANG, T. Sensitivity of normalized difference vegetation index (NDVI) to
515 seasonal and interannual climate conditions in the Lhasa area, Tibetan Plateau,
516 China. **Arctic, Antarctic, and Alpine Research**, v. 39, n. 4, p. 635–641, 2007.
- 517
518 ROERINK, G. J.; MENENTI, M.; SOEPBOER, W.; SU, Z. Assessment of climate
519 impact on vegetation dynamics by using remote sensing. **Physics and Chemistry of**
520 **the Earth**, v. 28, p. 103–109, 2003.
- 521
522 ROSEMBACK, R.; FERREIRA, N. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; CONFORTE, J. C.
523 Análise da dinâmica da cobertura vegetal na região Sul do Brasil a partir de dados
524 Modis/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 62, n. 2, p. 401–416, 2010.
- 525

- 526 ROUSE, J.W.; HASS, R.H.; DEERING, D.W.; SCHELL, J.A. Monitoring the vernal
527 advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Progress
528 Report RSC 1978-2. College Station: Texas & A.M. University. 1974. 87p. Acesso
529 em: 23/08/2012. Disponível em:
530 http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19740004927_1974004927.pdf.
531 VAN SOEST, P. J.; MERTENS, D. R.; DEINUM, B. D. Preharvest factors influencing
532 quality of conserved forages. **Journal of Animal Science**, v. 47, p. 712–720, 1978.
533
- 534 WAGNER, A. P. L.; WEBER, E.; HASENACK, H.; KLERING, E.V; FONTANA, D. C,
535 Variabilidade Temporal do NDVI/MODIS na Análise de Remanescentes da
536 Ecorregião das Savanas Uruguaias In: Anais do XV Simpósio Brasileiro de
537 Sensoriamento Remoto, Curitiba, PR. INPE, 2011. p. 5600–5606.
538
- 539 WANG, X. L.; SWAIL, V. R. Changes of extreme wave heights in northern
540 hemisphere oceans and related atmospheric circulation regimes. **Journal of**
541 **Climate**. v. 14, p. 2204–2221, 2001.
542
- 543 WOLTER, K.; TIMLIN, M. Measuring the strength of ENSO events: How does
544 1997/98 rank? **Weather**. v. 53, p. 315–324, 1998.
545
- 546 WOLTER, K. The Southern Oscillation in surface circulation and climate over the
547 tropical Atlantic, Eastern Pacific, and Indian Oceans as captured by cluster analysis.
548 **Journal of Climate and Applied Meteorology**. v. 26, p. 540–558, 1987.
549
- 550 YUAN, F.; ROY, S. S., Analysis of the Relationship Between NDVI and Climate
551 Variables in Minnesota Using Geographically Weighted Regression and Spatial
552 Interpolation. ASPRS 2007 Annual Conference. Tampa, Florida. May 7–11, 2007.
553
- 554 ZHOU, L. M.; TUCKER, C. J.; KAUFMANN, R. K.; SLAYBACK, D., SHABANOV, N.
555 V.; MYNENI, R. B. Variations in northern vegetation activity inferred from satellite
556 data of vegetation index during 1981 to 1999. **Journal of Geophysical Research**,
557 n. 106, p. 20069–20083, 2001.
558
559
560

561 **Tabelas e figuras**

562

563 Tabela 1. Coordenadas geográficas das estações meteorológicas utilizadas e
 564 número de observações úteis para os dados meteorológicos de precipitação pluvial
 565 (PP), temperatura máxima (Tmax), temperatura mínima (Tmin) e evapotranspiração
 566 potencial (ETo), no período de fev/2000 a ago/2011, totalizando 19.479 ciclos de 16
 567 dias.

Município	Coorden. geográficas			No.de ciclos de 16 dias úteis				Fonte
	Altitude (m)	Latitude (S)	Longitude (W)	PP (mm)	Tmax (oC)	Tmin. (oC)	ETo (mm)	
Bagé	242	31,33	54,10	249	246	247	241	INMET
Cachoeirinha	25	29,95	51,00	264	257	257	168	FEPAGRO
Cruz Alta	473	28,63	53,60	249	246	246	227	INMET
Encruzilhada do Sul	428	30,53	53,52	249	244	247	238	INMET
La Estanzuela	78	34,33	57,68	264	264	264	264	INIA
Las Brujas	10	34,67	54,33	264	263	263	263	INIA
Pelotas	13	31,78	52,41	247	235	234	232	INMET
Porto Alegre	47	30,05	51,17	248	246	246	240	INMET
Quaraí	100	30,38	56,43	264	258	264	177	FEPAGRO
Rio Grande	2	32,03	52,12	249	247	247	208	INMET
Salto	46	31,27	57,88	264	264	264	264	INIA
Santa Vitória do Palmar	24	33,52	53,35	249	247	247	241	INMET
Santana do Livramento	328	30,83	55,60	249	246	237	228	INMET
São Borja	99	28,65	56,00	263	260	256	125	FEPAGRO
São Gabriel	124	30,17	54,32	256	251	250	108	FEPAGRO
São Luiz Gonzaga	245	28,40	55,02	249	246	247	241	INMET
Tacuarembó	123	31,70	55,82	264	264	264	264	INIA
Taquarí	76	29,80	51,82	264	260	254	92	FEPAGRO
Treinta y Tres	34	33,26	54,25	253	253	253	254	INIA
Uruguaiana	62	29,75	57,08	247	245	241	229	INMET

568

569

570

571

572

573

574

575

576

577

578

579

580

1 Tabela 2. Valores do Multivariate ENSO Index (MEI) em ciclos de 16 dias classificados nas fases de ENOS, onde para as cores:
 2 MEI < -0.4 é La Niña, -0,4 ≤ MEI ≤ 0,4 é Neutro, e MEI > 0.4 é El Niño.

	Jan1	Jan2	Fev1	Fev2	Mar1	Mar2	Abr1	Abr2	Mai1	Mai2	Jun1	Jun2	Jul1	Jul2	Ago1	Ago2	Set1	Set2	Out	Nov1	Nov2	Dez1	Dez2
	1	17	33	49	65	81	97	113	129	145	161	177	193	209	225	241	257	273	289	305	321	337	353
2000				-1.219	-1.138	-0.945	-0.521	-0.223	0.161	0.016	-0.129	-0.174	-0.201	-0.159	-0.140	-0.205	-0.247	-0.364	-0.381	-0.732	-0.744	-0.581	-0.581
2001	-0.539	-0.550	-0.717	-0.683	-0.607	-0.434	-0.145	0.022	0.188	0.051	-0.056	0.156	0.253	0.339	0.367	-0.034	-0.126	-0.267	-0.276	-0.180	-0.157	0.003	0.003
2002	-0.050	-0.060	-0.210	-0.207	-0.201	0.002	0.339	0.564	0.780	0.827	0.864	0.680	0.596	0.841	0.922	0.829	0.808	0.943	0.952	1.059	1.065	1.110	1.110
2003	1.184	1.168	0.927	0.893	0.819	0.627	0.308	0.179	0.050	0.040	0.033	0.072	0.089	0.203	0.241	0.404	0.441	0.505	0.509	0.519	0.494	0.315	0.315
2004	0.308	0.309	0.330	0.216	-0.125	-0.018	0.216	0.328	0.472	0.331	0.190	0.366	0.472	0.607	0.669	0.528	0.524	0.474	0.467	0.766	0.777	0.643	0.643
2005	0.301	0.332	0.799	0.867	1.018	0.846	0.559	0.659	0.758	0.612	0.499	0.494	0.492	0.364	0.321	0.267	0.255	-0.140	-0.166	-0.407	-0.429	-0.585	-0.585
2006	-0.471	-0.470	-0.455	-0.498	-0.591	-0.627	-0.687	-0.361	-0.034	0.302	0.564	0.608	0.628	0.726	0.759	0.787	0.793	0.886	0.892	1.292	1.249	0.951	0.951
2007	0.974	0.945	0.510	0.374	0.074	0.028	-0.049	0.069	0.187	-0.104	-0.331	-0.303	-0.290	-0.403	-0.440	-1.027	-1.162	-1.143	-1.142	-1.177	-1.176	-1.168	-1.168
2008	-1.011	-1.035	-1.402	-1.460	-1.635	-1.418	-0.942	-0.684	-0.353	-0.109	0.136	0.053	0.003	-0.182	-0.266	-0.509	-0.643	-0.763	-0.780	-0.631	-0.624	-0.666	-0.666
2009	-0.752	-0.750	-0.719	-0.719	-0.719	-0.509	-0.159	0.106	0.370	0.692	0.943	0.940	0.938	0.943	0.944	0.798	0.764	1.004	1.020	1.062	1.055	1.008	1.008
2010	1.153	1.176	1.520	1.478	1.386	1.190	0.863	0.720	0.577	0.009	-0.433	-0.937	-1.166	-1.658	-1.822	-1.991	-2.030	-1.951	-1.946	-1.602	-1.599	-1.579	-1.579
2011	-1.678	-1.671	-1.562	-1.562	-1.562	-1.536	-1.492	-0.907	-0.322	-0.236	-0.169	-0.113	-0.087	-0.376									

3
4
5
6
7
8

9 Tabela 3. Percentual de ocorrência de desvios negativos ou positivos entre EVI/NDVI e
 10 precipitação pluvial ou evapotranspiração potencial (ETo) acumuladas (mm) (todos os
 11 dados e ciclos de 16dias).

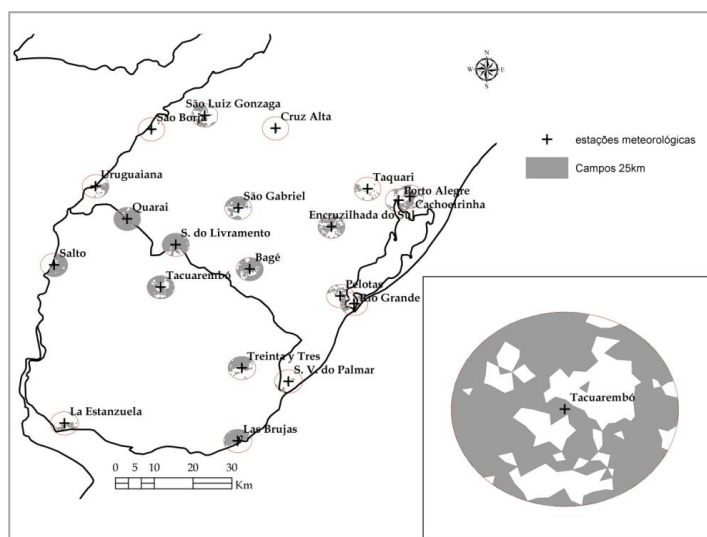
		desvio precipitação pluvial		desvio ETo	
		negativo	positivo	negativo	positivo
desvio EVI	negativo	31%	18%	24%	28%
	positivo	28%	23%	24%	25%
desvio NDVI	negativo	31%	16%	23%	27%
	positivo	28%	25%	25%	25%

12

13 Tabela 4. Número de meses do ano com a ocorrência de correlações negativas ou positivas,
 14 calculadas entre os desvios de EVI/NDVI e desvios das variáveis meteorológicas
 15 (correlações calculadas de forma independente em cada estação meteorológica), nas
 16 amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

	desvio EVI		desvio NDVI	
	corr. negativa	corr. positiva	corr. negativa	corr. positiva
desvio precipitação pluvial	4	8	3	9
desvio tmin	3	9	2	10
desvio tmáx	8	4	9	3
desvio ETo	8	4	9	3
desvio ampl.Térmica	10	2	11	1

17



18

19 Figura 1. Localização das estações meteorológicas utilizadas e polígonos das amostras nas
 20 áreas de campo do RS e Uruguai, com raio de 25km ao redor das estações. No detalhe:
 21 exemplo de polígono amostrado em torno da estação meteorológica de
 22 Tacuarembó/Uruguai.

23

24

25

26

27

28

29

30

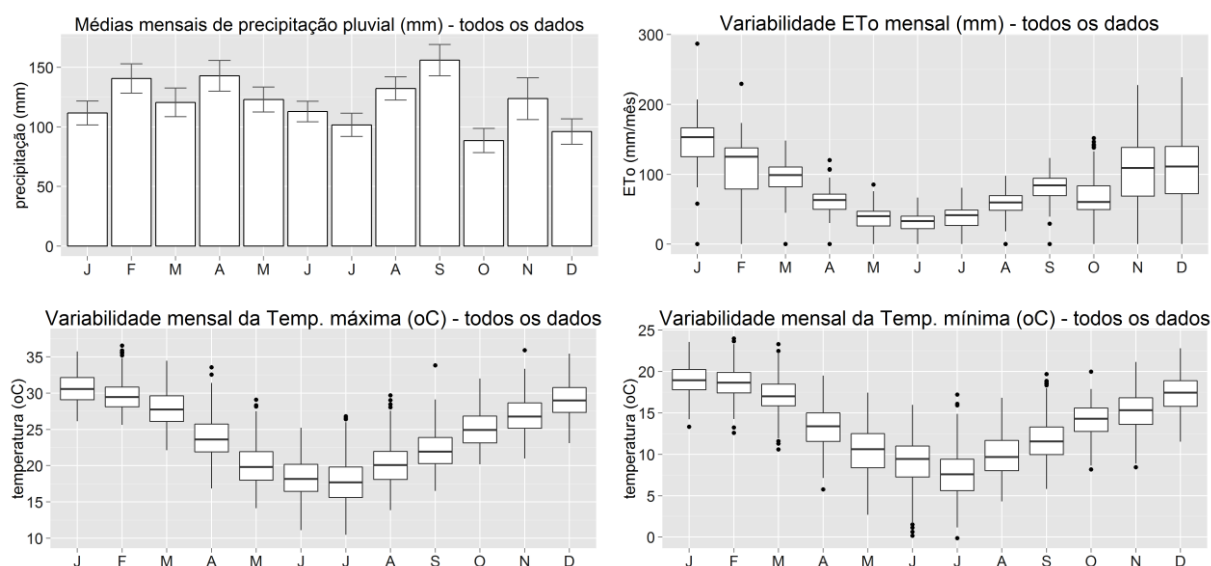
31

32

33

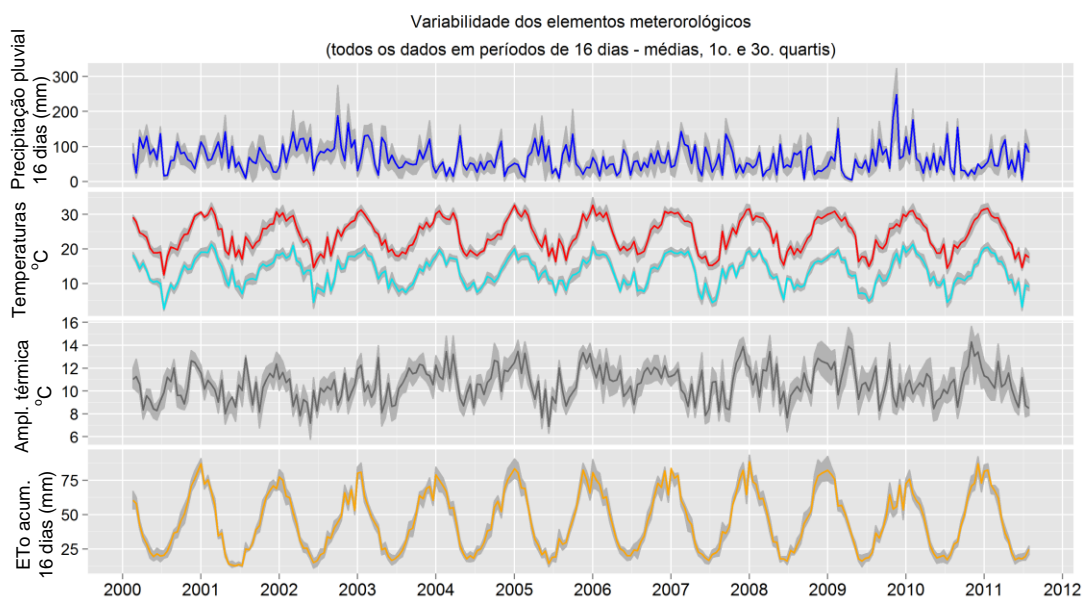
34

35



36 Figura 2. Distribuição anual das médias mensais de precipitação pluvial e evapotranspiração
 37 potencial (ETo) acumuladas (mm) e médias de temperaturas máximas e mínimas diárias
 38 ($^{\circ}\text{C}$), para a série temporal de 2000 a 2011, de todas as amostras de campo do Pampa do
 39 RS e Uruguai.

40



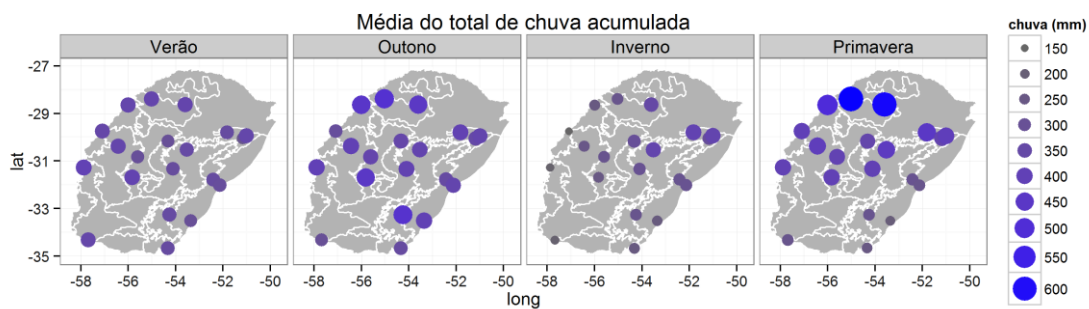
41

42 Figura 3. Séries temporais de média e 1^o e 3^o quartis da precipitação pluvial acumulada
 43 (mm), temperaturas máxima e mínima diária ($^{\circ}\text{C}$), amplitude térmica ($^{\circ}\text{C}$) e
 44 evapotranspiração potencial (ETo) acumulada (mm) para todos os dados da série temporal
 45 de 2000 a 2011, em períodos de 16 dias, nas amostras de campo do período de fev/2000 a
 46 ago/2011. A linha cinza se refere ao intervalo entre o 1^o e 3^o quartis.

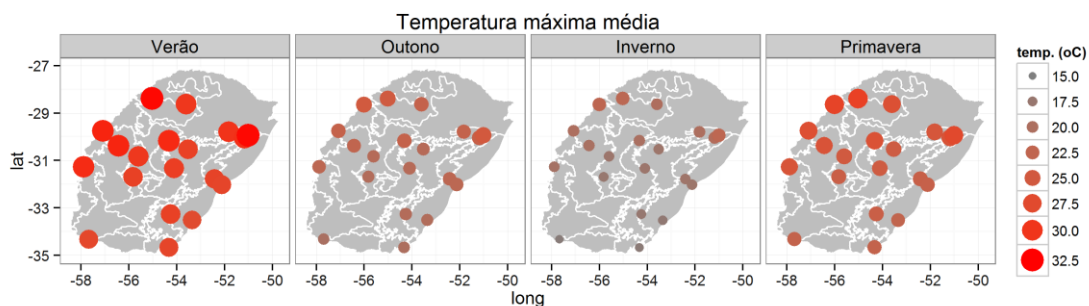
47

48

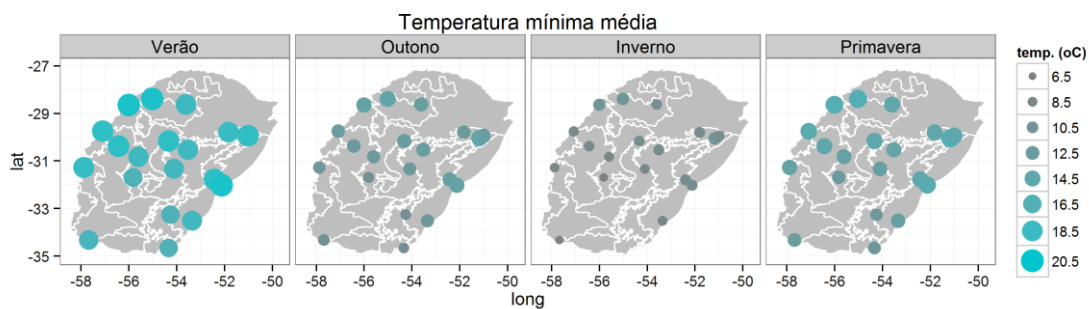
49



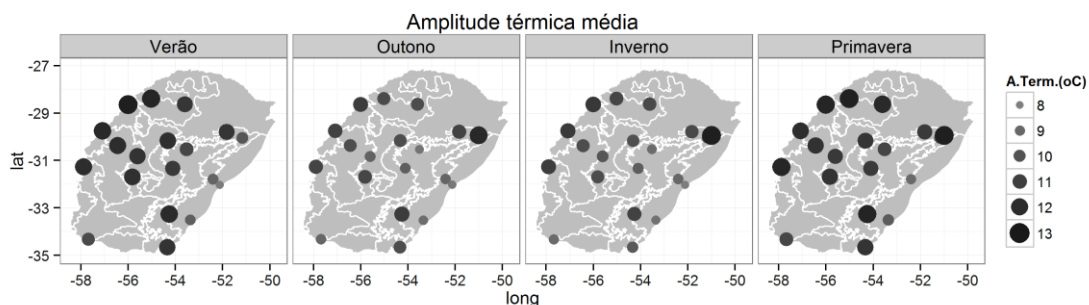
50



51



52

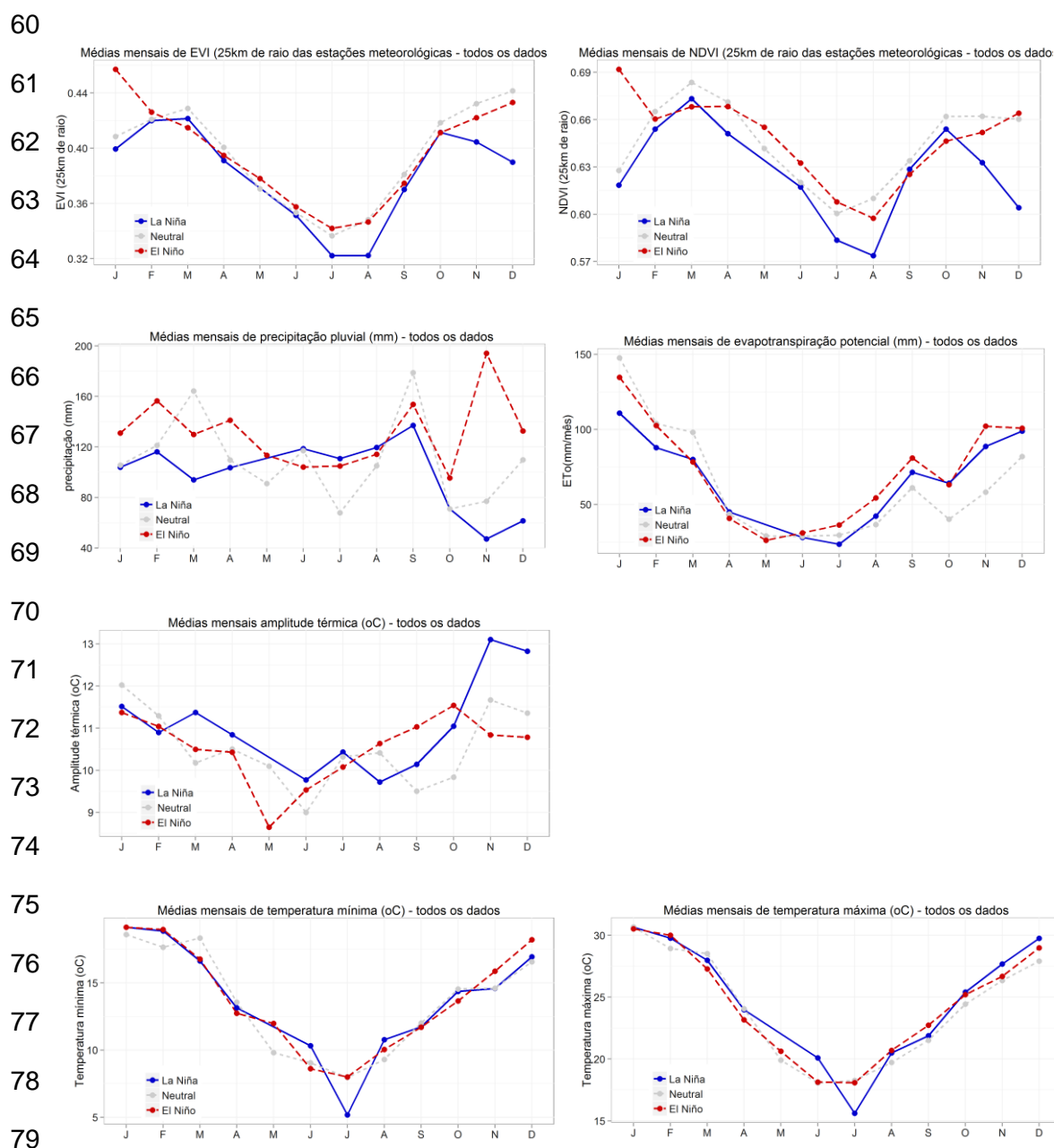


53

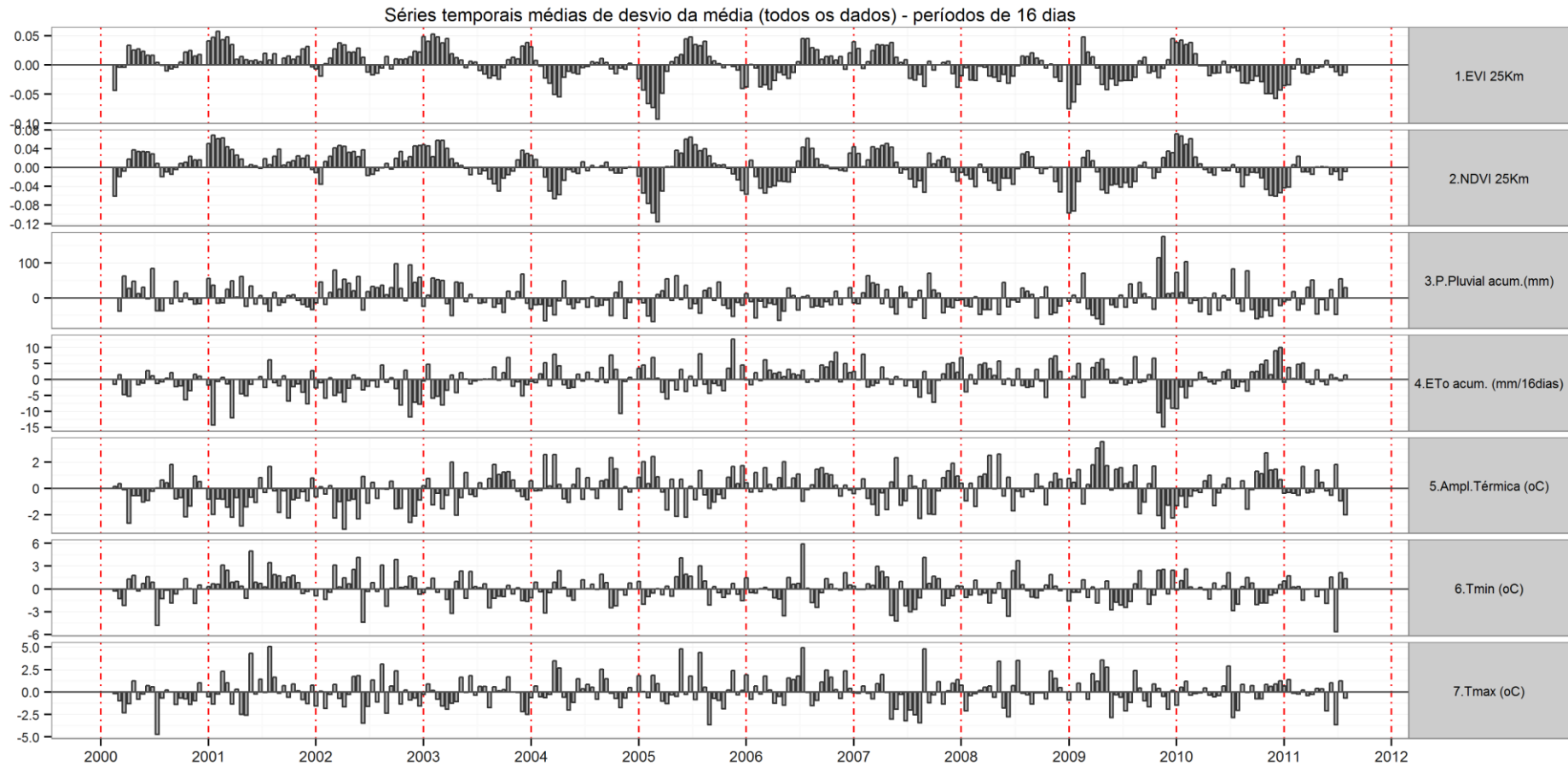
54

55 Figura 4. Variabilidade média sazonal da precipitação pluvial acumulada (mm), da
 56 temperatura do ar máxima e mínima (°C), amplitude térmica (°C) e evapotranspiração
 57 potencial (ETo) acumulada (mm), nas amostras de campo do período de fev/2000 a
 58 ago/2011.

59



80 Figura 5. Variabilidade média mensal ao longo do ano, nas fases de ENOS, para os índices
 81 de vegetação EVI/NDVI até 25km de raio das estações meteorológicas, precipitação
 82 e evapotranspiração potencial (ETo) acumulada (mm), amplitude térmica, temperaturas
 83 máxima e mínima (°C). (Nota: para esta classificação não houve ocorrência de La Niña em
 84 março no período de estudo, e, para esta fase de ENOS, as linhas unem diretamente os
 85 meses de abril a junho).

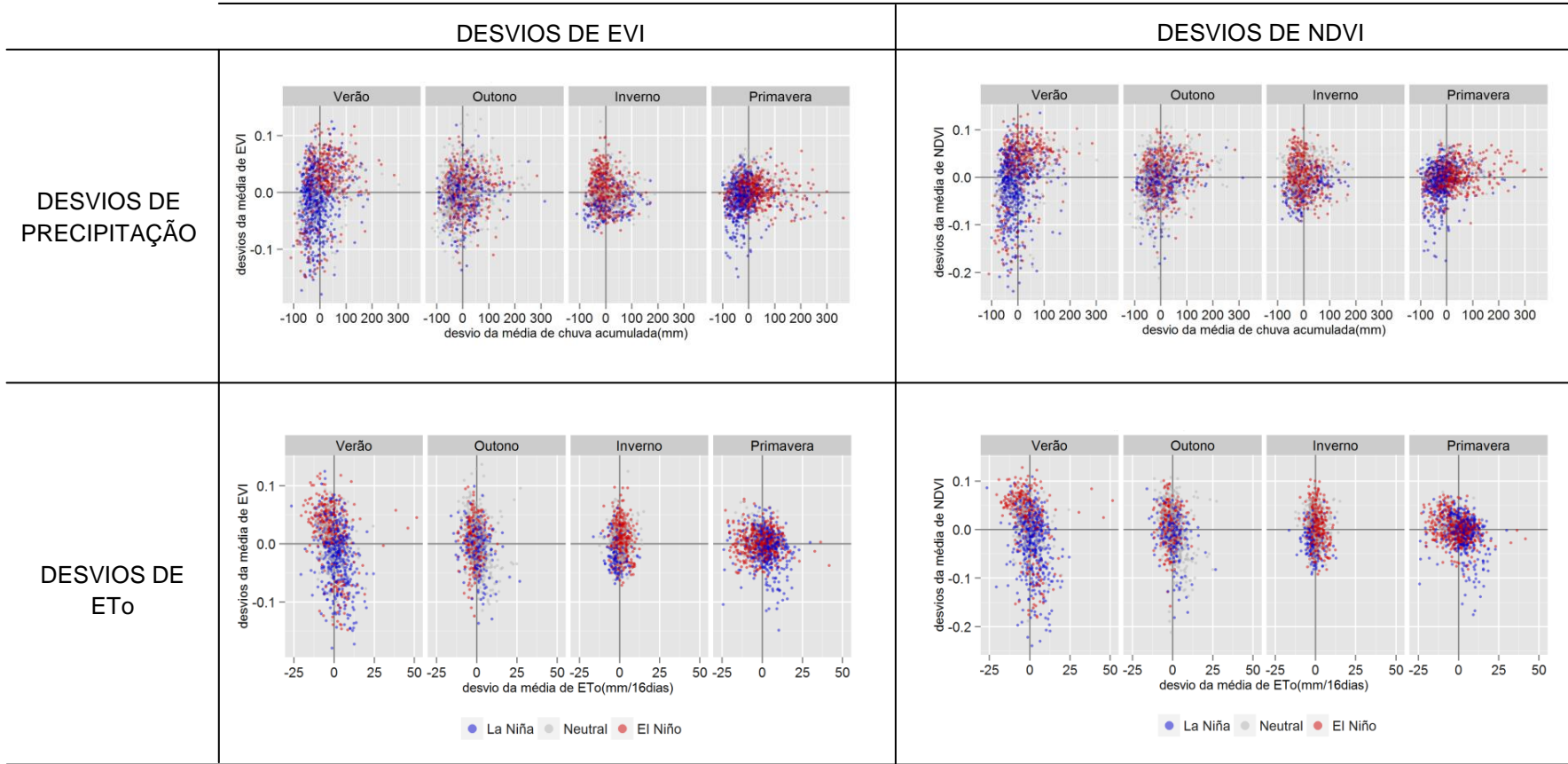


86

87 Figura 6. Séries temporais das médias dos desvios médios, em cada variável, para o período de 2000 a 2011, em ciclos de 16 dias. De cima para
 88 baixo: desvios de EVI e NDVI até 25Km de raio, precipitação pluvial e evapotranspiração potencial (ETo) acumulada (mm), amplitude térmica e
 89 temperaturas máxima e mínima (°C), nas amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

90

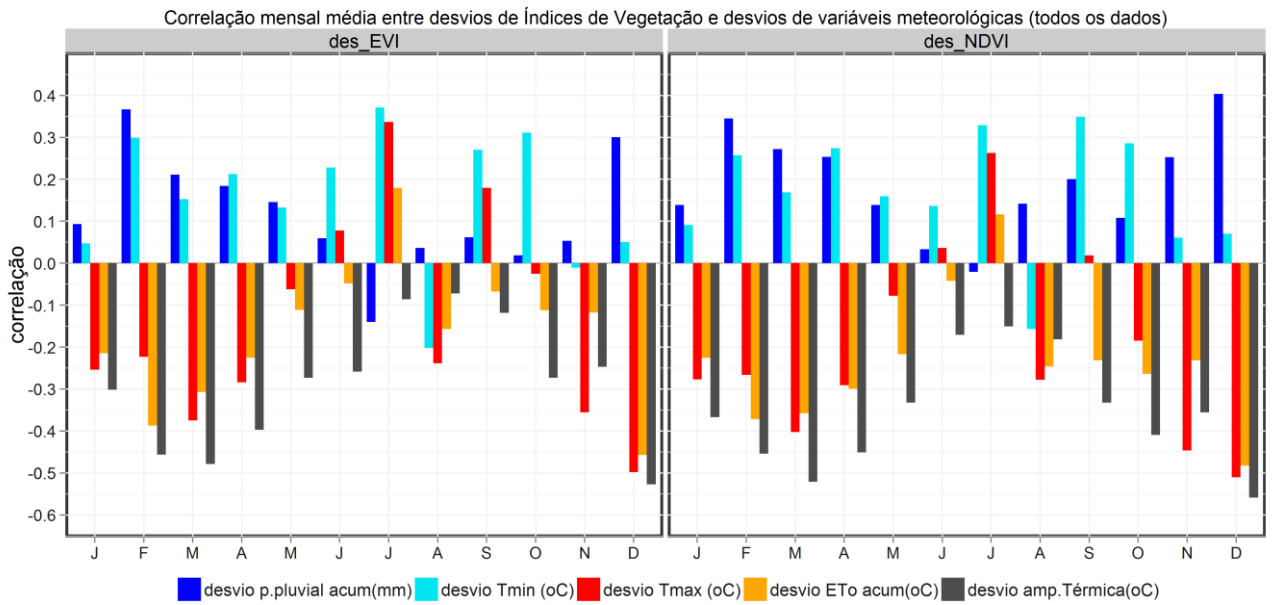
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104



105 Figura 7. Relação entre os desvios da média de EVI (esquerda) e NDVI (direita) de campos até 25 km de raio das estações meteorológicas e os
106 desvios de precipitação pluvial (superior) e potencial (ETo) (inferior) em (mm) acumulados em 16 dias, com todas as estações meteorológicas, nas
107 amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

108

109



110

111 Figura 8. Valores médios mensais das correlações entre desvios da média de índices de
 112 vegetação (EVI/NDVI) e desvios da média de variáveis meteorológicas (defasagem 0 e $p <$
 113 0.05), nas amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

114

115

116

117

118

119

120

121

122

123

124

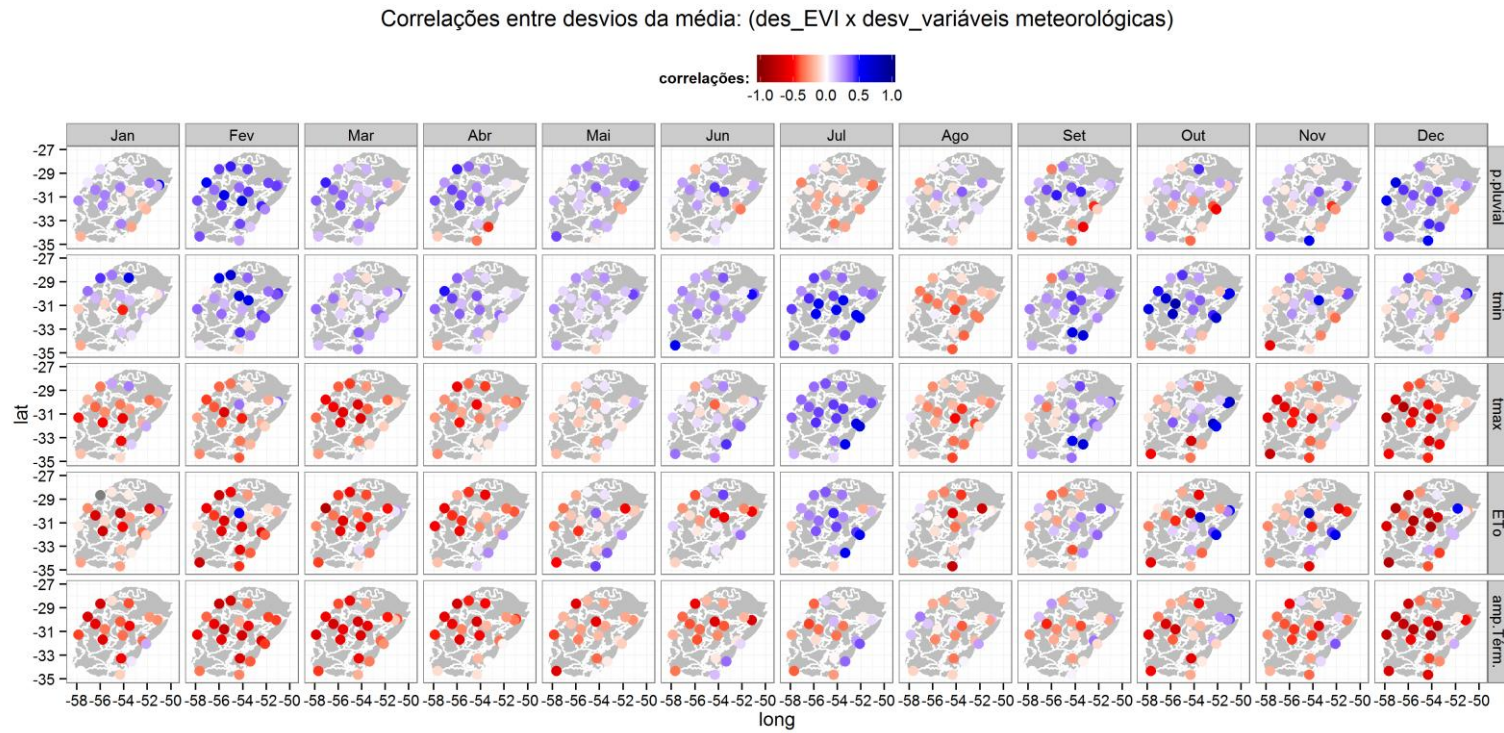
125

126

127

128

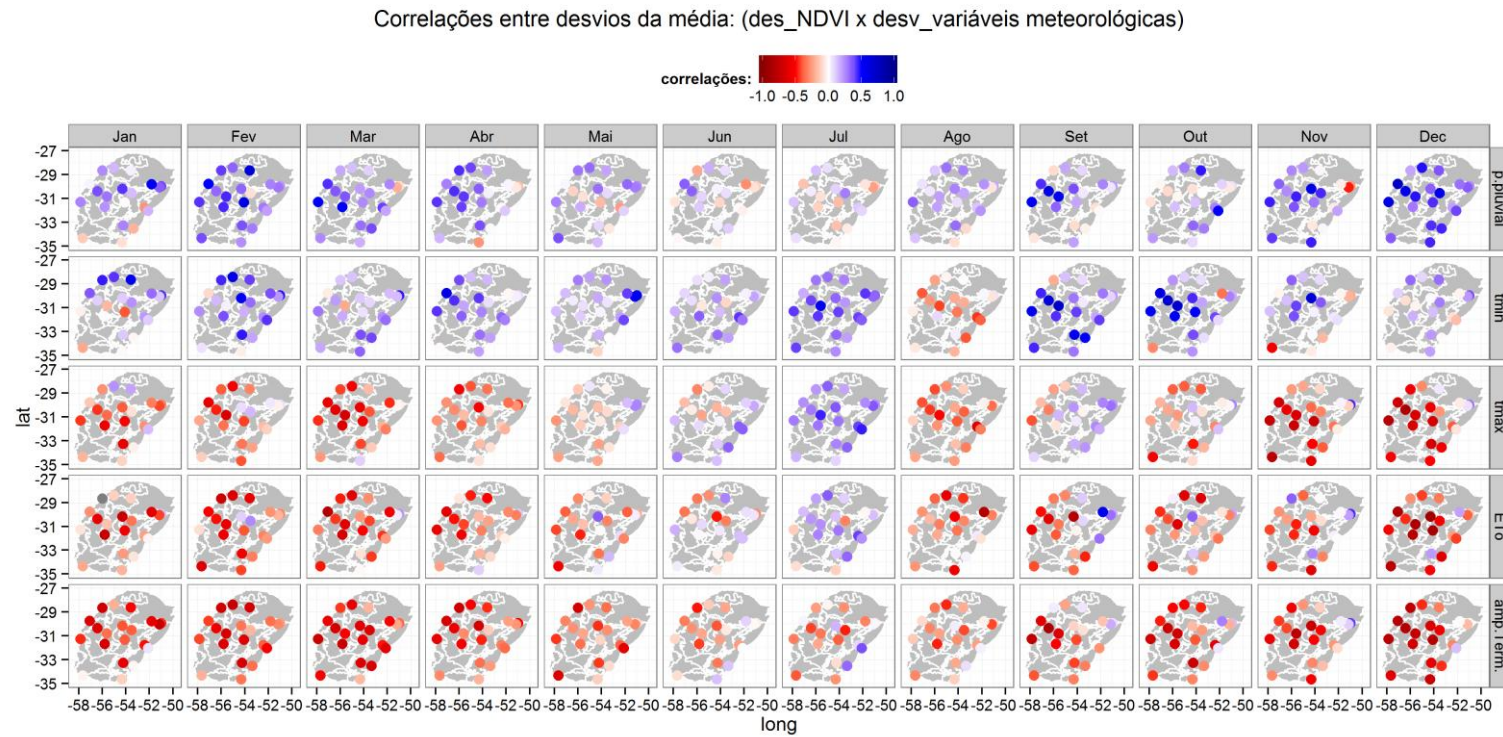
129



130

131 Figura 9. Distribuição espacial mensal dos coeficientes de correlação entre desvios da média de EVI com os desvios das variáveis meteorológicas
 132 de: precipitação pluvial em 16 dias (mm), temperaturas mínima e máxima diária média (°C), evapotranspiração potencial (ETo) acumulada (mm) e
 133 amplitude térmica, nas amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

134



135

136 Figura 10. Distribuição espacial mensal dos coeficientes de correlação entre desvios da média de e NDVI com os desvios das variáveis
 137 meteorológicas de: precipitação pluvial em 16 dias (mm), temperaturas mínima e máxima diária média (°C), evapotranspiração potencial (ETo)
 138 acumulada (mm) e amplitude térmica, nas amostras de campo do período de fev/2000 a ago/2011.

1 **II.5. ARTIGO 5: RELATIONSHIP BETWEEN VEGETATION INDICES,**
2 **AGRICULTURAL REFERENCE INDEX FOR DROUGHT AND EL NIÑO–**
3 **SOUTHERN OSCILLATION IN THE PAMPA GRASSLANDS OF**
4 **SOUTHERN BRAZIL AND URUGUAY**

5 Ana Wagner⁽¹⁾, Eduardo Gelcer⁽²⁾, Clyde Fraisse⁽²⁾, Denise Fontana⁽¹⁾,
6 ⁽¹⁾Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), ⁽²⁾Universidade da Flórida

7
8 Besides recent land use change, climate variability has been a key factor in the
9 modification of vegetation patterns. On longer time scales, interannual variation of
10 constraining factors can influence vegetation activity and extreme events have been
11 linked to variations in vegetation greenness (Saleska et al., 2007; Oliveira et al.,
12 2010; Samanta et al., 2010, 2011).

13 Since the 1980s, the vegetation response to climate variability has been
14 detected from seasonal and inter-annual variations in satellite-based measurements
15 of different ecosystems (Myneni et al. 1997; Yang et al. 1997; Zhou et al. 2001; Piao
16 et al. 2006; Sun et al. 2011, Hou et al., 2011). However, most studies related
17 vegetation indices (VIs) to climate factors of the growing season and examined their
18 spatial variability on biomes integrated over large areas. Few studies have focused
19 on integration either the relationship between VIs and climatic indices in grasslands
20 areas, or its connections with vegetation pattern change, as well as the mechanisms
21 controlling the response of vegetation change to climate variability. Investigations of
22 correlations between Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) or Enhanced
23 Vegetation Index (EVI), and climate indices may increase the knowledge over
24 grasslands dynamics. Furthermore, NDVI and EVI significant variability in annual
25 phenological response indicate that these indices could be used to characterize
26 grasslands patterns (Kawamura et al., 2005).

27 The occurrence of annual climate cycles such as the El Niño–Southern
28 Oscillation (ENSO), which is a main driver of climate variability around the world (ned
29 Sivakumar et al., 2005;, Ropelewski and Halpert, 1996), has intensified water use
30 and the occurrence of droughts, due to the general association between the cold
31 phase (La Niña) with a decrease of rainfall and increase of temperature in several
32 regions with grasslands similar to the Pampa in Southern Brazil and Uruguay
33 (Berlato & Fontana, 2003). The grasslands are inserted in the Pampa Biome, and
34 refer to a vegetation cover comprising mainly of grasses and other herbaceous plants
35 (small shrubs and trees are occasionally found) (Berreta, 2001). Livestock production

36 is one of the main economic activities in this region, as natural grasslands cover
37 mostly of its area (Carvalho et al., 2009). The Brazilian region included in the
38 Campos biome is called “Pampa” and recognized for containing a rich biodiversity. A
39 recent census indicates that the Campos natural grasslands are decreasing in all
40 countries (Bilenca & Miñarro, 2004), with a rate of 110.000 ha per year in Uruguay
41 (Jaurena et al, 2013). The expansion of the agricultural frontier together with
42 overgrazing are the most frequent threats to the Pampa grasslands (Carvalho et al.,
43 2009).

44 In this region, during the summer and fall seasons, the warm phase of ENSO
45 (El Niño) is associated with an increase of rainfall and decrease of temperature; while
46 the cold phase (La Niña) is associated with the opposite effects (Fontana and
47 Berlato, 1997; Grimm et al., 1998; Montecinos et al., 2000; Berlato and Fontana,
48 2003). Because this strong influence of ENSO on climate, it has been associated
49 with drought around the world. In the Pampa region, studies show drought episodes
50 occurring regularly during La Niña (Berlato & Fontana 2003; Bettoli et al., 2010;
51 Gelcer et al., 2013). Evidence suggests that the vegetation in the Pampa region may
52 be limited by water availability (Zhao & Running, 2010) or conversely dominated by
53 solar irradiance, reinforced by the greening down observed during the summer
54 2005/2006, and the 2008 and 2009 droughts (Rosembach et al., 2010; Junior et al.,
55 2012).

56 Droughts can be effectively monitored using drought indices such as the
57 Palmer Drought Severity Index (Palmer, 1965) and the Standardized Precipitation
58 Index (McKee et al., 1993). However, these drought indices do not provide an
59 improved and simplified quantification of crop water deficit while accounting for
60 exchanges in the soil-plant-atmosphere continuum (Woli et al., 2012). The
61 Agricultural Reference Index for Drought (ARID) has been found to be a good
62 indicator of the effects of water stress in crops and pasture (Woli, 2010; Gelcer,
63 2012). Woli (2010) used ARID to estimate relative yields of cotton, maize, peanut,
64 and soybean grown under rainfed conditions in Florida and Georgia, USA. The
65 author used a total of 130 seasons for all these crops and observed good agreement
66 between observed and estimated yield. He observed smaller errors for maize, due to
67 its higher sensitivity to water stress. Gelcer (2012) used ARID to estimate bahiagrass
68 (*Paspalum notatum*) yield under rainfed conditions. The author observed a strong
69 relationship and low error between observed and estimated yields.

70 A combination of drought or sequence of droughts with human activities may
71 lead to desertification of vulnerable arid, semi-arid and dry sub-humid areas,
72 whereby, soil structure and soil fertility degrade and bio-productive resources
73 decrease or disappear (Trenberth & Josey, 2007). Recurring droughts in the Pampa
74 have lead to strong negative impacts on the regional economy, mainly on La Niña
75 episodes, which is characterized by extended periods with reduced rainfall that
76 strongly affect the agricultural sector (Baethgen, 2000; Fontana & Berlato, 2003).

77

78 The main objective of this study was to integrate remotely sensed data,
79 vegetation maps, climate observations, and mathematical methods for describing the
80 spatial variability of the correlation between NDVI/EVI, and ENSO and ARID indices
81 in the Pampa grasslands. We expect that the results of this study will increase the
82 understanding of the connection between vegetation dynamics and drought
83 conditions in the Pampa grasslands.

84 **Material and methods**

85 The relationship between vegetation and climate indices was investigated
86 using several data sources, different spatial analysis techniques (with samples or by
87 pixel) and time cycles (16 days, monthly or seasonal cycles), during the time period
88 from February 2000 to August 2011. The NDVI (Rouse et al., 1978) and EVI (Huete
89 et al., 1997) vegetation indices were used for the characterization of plant phenology.
90 ENSO was characterized by the Multivariate ENSO Index (MEI) (Wolter & Timlin,
91 1993). Daily ARID (Woli et al., 2012) values were calculated using weather data from
92 20 weather stations in Rio Grande do Sul, Brazil and Uruguay (Table 1).

93

94 *NDVI and EVI data*

95

96 The MOD13Q1 v5 product of the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
97 (MODIS) from EOSDIS/NASA (NASA's Earth Observing System Data and
98 Information System) from February 2000 to August 2011 was used for NDVI and EVI.
99 This product provides, among other parameters and spectral bands, 16 days
100 composites of the EVI and NDVI with a 250m resolution (Huete et al., 2002). The
101 NDVI and EVI Channels from the visible and near-infrared bands are used to
102 calculate NDVI and EVI:

103

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}} \quad (1)$$

104 and,

$$\text{EVI} = G \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + C_1 \rho_{\text{R}} + C_2 \rho_{\text{B}} + L} \quad (2)$$

105

106 where, for MOD13Q1/MODIS, ρ_{R} is the red reflectance with bandwidth interval to
 107 6.20 - 6.70 nm, ρ_{NIR} the near infrared reflectance in 8.41 - 8.76 nm, ρ_{B} is blue
 108 reflectance in 4.59 - 4.79 nm, G the gain factor 2.5 and C1 and C2 are the
 109 coefficients of aerosol resistances 6 and 7.5, respectively; and L the canopy
 110 background adjustment 1.0.

111 NDVI/EVI values extracted from a grassland mask (Hasenack et al, 2010)
 112 were used to evaluate the relationship of these indices with ARID values calculated
 113 using weather data from 20 weather stations in the study region. Average NDVI/EVI
 114 values from three buffer zones with 10km, 25km and 50km radius around each
 115 weather station (Figure 1) were used to evaluate the relationship with ARID. MEI
 116 values were correlated with NDVI/EVI values for each pixel using the entire
 117 grassland mask (Hasenack et al, 2010). Image processing and sample extraction
 118 were performed using the ENVI 4.2 + IDL (EXELIS®, McLean, Virginia, USA)
 119 software, while the MEI correlations and VIs deviation analysis were performed using
 120 the “Earth Trends Modeler” (ETM) from Idrisi Taiga (Clark Lab®, Worcester,
 121 Massachusetts, USA).

122

123 *ARID calculation*

124 Weather data from 10 meteorological stations from the Instituto Nacional de
 125 Meteorologia (INMET) and 5 stations from the Fundação Estadual de Pesquisa
 126 Agropecuária (FEPAGRO) were used to calculate ARID in Rio Grande do Sul, Brazil.
 127 INMET stations provide daily maximum and minimum temperature, insolation, wind
 128 speed, relative humidity and rainfall data, while FEPAGRO stations monitor daily
 129 maximum and minimum temperature, solar radiation and rainfall data. For Uruguay,
 130 ARID was calculated using ETo and rainfall data from the Instituto Nacional de
 131 Investigación Agropecuaria (INIA).

132 ARID was calculated using the following equation, as described by (Woli et al.,
133 2012):

$$134 \text{ ARID} = 1 - \frac{T}{ET_o} \quad (3)$$

136
137 where T (mm day^{-1}) is actual transpiration, considered equal to potential
138 evapotranspiration for a standard crop (Woli et al., 2012); and ET_o is potential
139 evapotranspiration (mm day^{-1}). As T is always lower or equal ET_o , ARID values vary
140 from 0 to 1, with 0 indicating no water deficit and 1 full deficit.

141 When calculated for a period of time that includes several days, ARID values can
142 decrease from one day to the next due to rainfall events that increase the available
143 water content in the soil. In the absence of rainfall ARID values were not allowed to
144 decrease from one day to the next due to lower ET_o caused by cooler conditions or
145 cloudy sky. In that case the value of the index is kept the same as in the previous
146 day.

147 Originally in ARID, ET_o was calculated using the FAO-56 Penman-Monteith
148 equation (Allen et al., 1998). This methodology to calculate ET_o employs a high
149 number of weather variables frequently not available in all weather stations (Gelcer et
150 al., 2010). Therefore, the missing weather data are frequently estimated. For INMET
151 stations, solar radiation data were not available, therefore it was estimated, as
152 suggested by Gelcer et al. (2013), using the Angström equation as described by
153 Allen et al. (1998), which coefficients were adjusted for Rio Grande do Sul state by
154 Fontana & Oliveira (1996). For FEPAGRO weather stations, relative humidity and
155 wind speed data were not available, and, in this case, it was assumed that dew point
156 temperature is close to daily minimum temperature (Allen et al., 1998).

157 Since wind speed data were not available for FEPAGRO stations, wind speed
158 data from a close INMET station with similar climatic characteristics were used, as
159 suggested by Allen et al. (1998). For INIA weather stations locate in Uruguay, ET_o
160 estimated using Penman (Penman, 1948) method was provided. Therefore, it was
161 not necessary to calculate it.

162 ARID calculations and statistical analysis were performed using the R statistical
163 package (Venables, Smith, & R Development Core Team, 2011).

164
165

166 *ENSO analysis*

167 To understand the effects of warm and cold phases of ENSO and assess their
168 influence on NDVI/EVI and ARID, the ENSO was categorized by MEI, where its values
169 were downscaled to 16 days from average pondered by days into correspondent
170 month, and categorized according to ENSO phases (Table 2). This methodology
171 allows the MEI values to be temporal compatible with the VIs.

172 For all weather station, daily ARID values were used to calculate 16 days
173 mean values which were categorized according to ENSO phases (El Niño, La Niña or
174 Neutral) using the MEI (Wolter & Timlin, 1998). The relationship between NDVI/EVI
175 and ARID was investigated using scatterplot for 16 days cycles dataset, and monthly
176 correlations, created using All Years or ENSO phase on record independently of the
177 month.

178 The relationship between vegetation indices and ENSO events were
179 investigated in two different ways: i) correlations maps between NDVI/EVI and MEI
180 for summer months, considering lag 0 (no temporal delay), and ii) VIs deviation
181 maps, normalized by mean, for summer months, categorized by El Niño and La Niña
182 phases. In this case, the monthly deviations were created by subtracting the values
183 from all available years (average conditions) from the El Niño or La Niña values. In
184 case of vegetation and ENSO, the analysis was conducted on summer months (from
185 December to February) because the studies revealed that positive rainfall anomalies
186 prevailed in El Niño years, and negative rainfall anomalies prevailed in La Niña
187 years, during this period (Baethgen, 2000).

188

189 *Significance test*

190 All correlations analyses for (ARID x VIs) and (MEI x VIs) were calculated for
191 independent months, working with annual sampling by month (e.g., all December
192 from 2000 to 2010), for minimizing the serial correlation in dataset. The serial
193 correlation estimates of statistical significance will be exaggerated because the
194 estimated variance of r will not be large enough (Wang, 2001; Kircher, 2013). Thus, it
195 is very susceptible to reporting a significant relationship when it may not be real.
196 Therefore, in this study, due to the use of samples, the time series have broken into
197 clusters, and the values are no more continuous in the time. In this case, it was not
198 necessary to do process related to remove the serial correlations before to apply the
199 significance test, and the procedure was directly to the calculation of the t statistic.

200

201 The correlations results were presented only for $p < 0.05$ significance. At the
202 relationship between ARID and VIs, the statistical significance condition was used
203 with cutoff on 0.05 over the correlation procedures. For correlations between MEI
204 and VIs, after the procedures, the standard test t was applied, than a mask with
205 significance $p < 0.05$ was created and applied over the all result maps.

206 **Results and discussion**

207 Initially, ARID values were presented for annual variability for all dataset
208 (Figure 2), and seasonal spatial distribution for mean and standard deviation in 20
209 weather stations (Figure 3), over the time period from February 2000 to August 2011.
210 When using all data (Figure 2), the results indicated higher median values during
211 summer, with higher median values in January and lower values in June. In winter,
212 the more presence of extreme points indicated high variability between years or
213 weather stations. The ARID spatial distribution (Figure 3) showed similar ARID
214 patterns mean for all weather stations, and similar mean values comparing it with the
215 results obtained using all dataset (Figure 2). However, the values mean presented
216 high variability in all seasons observed through the standard deviation. Also, in winter
217 the standard deviation maps showed high spatial variability between weather
218 stations, which more difference was observed on west region when compare with
219 each other. During the time series, the mean profiles for ARID, NDVI and EVI (Figure
220 4), showed variability between years, and seems to be indicating an inverse on the
221 behavior depending of the season. In general, on summers, when ARID decrease,
222 the inverse pattern is observed on NDVI and EVI values, for example, in 2002/03,
223 2006/07 or 2009/10, the values were around 0.6, 0.7, and 0.45, respectively.
224 Similarly, when higher values of ARID during summers occur, in most cases, lower
225 values in NDVI and EVI are observed. For example, in 2005/06, 2007/08, 2008/09
226 and 2010/11, the highest ARID value was in summer 2008/09, and where the indices
227 reached 0.8, 0.55, and 0.35, for ARID, NDVI and EVI, respectively. Most part of this
228 pattern can be explained as "a light to ENSO occurrence". It is mainly caused by the
229 occurrence of La Niña during these seasons (Rosemback et al., 2010) (Tabela 2),
230 which is associated with soil water stress (Gelcer et al., 2013). Also, La Niña
231 occurred more frequently during summer, (Figure 5), increasing the occurrence of
232 drought conditions in period of the year. Months classified as El Niño occurred
233 through the whole studied period, however, the event from middle 2009 to middle

234 2010 seems to be associated with the lowest ARID values observed in summer,
235 which were around 0.4 for this period.

236 The relationship between NDVI/EVI and ARID for the whole studied period,
237 classifying each 16-day period according to its ENSO phase, is shown on Figure 6. In
238 this figure, each point represents the mean value of each variable on 16-day cycles
239 for 25km radius around the weather stations. The results suggest that the impacts of
240 La Niña are stronger and/or less variable than the impacts of El Niño on summer for
241 both vegetations indices. On other seasons, the higher variability between them,
242 does not allow them to see a regular behavior. These results are in agreement with
243 findings by other autors (Baethgen, 2004; Rosembach et al., 2010; Wagner et al.,
244 2011; Leewen et al, 2013).

245 Results of significant correlations, at $p < 0.05$ and lag 0, between EVI/NDVI
246 and ARID, in the three samples circles (10km, 25 km, and 50 km) around weather
247 stations are showed on Figure 7. The profiles for monthly correlations throughout the
248 year considering all data and also data classified by ENSO phase, indicate a
249 negative correlation on all data analysis showing the inverse pattern of these
250 variables, which values decrease from summer to winter. The higer correlations
251 between IVs and ARID were observed during December to March, and in general,
252 with values around 0.5 When the ENSO phase was incorporated (Figure 7), the
253 different impact on drought is highlighted. In general, during La Niña phase, ARID
254 and VIs values were more negatively correlated than El Niño, results expected due
255 the known association between La Niña and drought (Berlato & Fontana, 2003;
256 Gimenez & Castaño, 2008; Firpo et al., 2012, Gelcer et al., 2013). The exception on
257 negative correlation for ENSO phases was observed in February. This result was not
258 expected, because, in general, El Niño is not associated with drought in this region.
259 The possible reason for this behavior may be occurrence and length of the dry spell
260 in years associated to El Niño. This pattern is already observed in south Brazil (Firpo
261 et al., 2012), however, further investigation is needed. Furthermore, also the highest
262 differences in correlations found during winter for ENSO phases is being
263 investigated. We speculate that it may be caused by an increase in freeze events
264 during La Niña and warmer moist soils during El Niño (Firpo et al., 2012).

265 Figure 8 shows the spatial distribution for correlations on grasslands in 25km
266 radius around weather stations in months whose was observed highest correlation in
267 Figure 7. In general, the results have same patterns observed as profiles, but there
268 are some differences among weather stations. In January, the higher correlations

269 were observed in Uruguay, while in February, the opposite side of the studied area
270 had the highest correlations. Again, December had the strongest and most
271 homogeneous negative correlations. Therefore, in March more difference was
272 observed in the west side of the RS for EVI.

273 The specific influence of ENSO on grasslands was done by pixel and
274 investigated using significant correlation ($p < 0.05$ and lag 0) between vegetation
275 indices and MEI. Also, the VIs deviations were normalized by mean and classified
276 according to its ENSO phase. The maps of these analyses for EVI and NDVI are
277 shown in Figures 9 and 10, respectively. The spatial variability in grasslands showed
278 different impact of ENSO throughout the studied months. Considering results from
279 correlation, it was observed high positive correlations between NDVI/EVI and MEI on
280 grasslands during summer, and similar pattern during December and January. In
281 case of deviation maps in ENSO phases, the vegetation decreased during La Niña
282 for both indices, and the opposite behavior occurred during El Niño phase
283 corroborated by the observed trends and patterns.

284 The correlations with MEI allow us to see the most influenced grasslands
285 areas affected by ENSO events in each month, which correspond the period of the
286 strongest drought observed in ARID and VIs relationship. It was observed a
287 northeast to southwest positive gradient with more homogenous values in the
288 southwest region. It was observed for both VIs, and corresponds to the same
289 directionality of rainfalls fronts and ARID values in the region (Berlato & Fontana,
290 2003; Castaño et al., 2011; Gelcer et al. 2013).

291 In general, the positive correlations indicated that the increase on growing
292 vegetations is associated with increase on MEI values, and similarly, when the
293 vegetation decrease, MEI has the same pattern association. In most of grasslands,
294 the correlations faster decreased along the months from January to February, but for
295 shallow and crystalline soils these values decrease more slowly than other regions.
296 The regions with shallow soils have lowest soil water holding capacity, and highest
297 proportion of native grasslands within the region, while crystalline and grasslands are
298 located in agriculture marginal areas, where dominate the livestock production and
299 the most of the high fertility deeper soils is used only to annual crops (Boldrini, 2009;
300 Hasenack at al., 2010). Furthermore, in February was observed the lowest positive
301 correlations, mainly in vegetation dominated by tall shrubs and small trees (central),
302 low fertility and dominated by trees (north) or lowlands by the Atlantic coast (east)
303 (Boldrini, 2009).

304 The spatial correlations between VIs and ARID does not allow distinguishing
 305 directly what and where the ENSO phase most affect the vegetation behavior. In this
 306 case, the results for deviation normalized by mean were useful for to study, due the
 307 association observed between variables, and similar behavior than correlations. The
 308 results, suggest that El Niño is more influent on vegetation in January, and La Niña in
 309 December and January depending on region. In December, the most influenced area
 310 during La Niña are the grasslands in the western region, while, in January, the
 311 influence was greater on crystalline grassland areas. The least influenced area by
 312 ENSO, with lowest correlation values and deviation observed, occurred in February,
 313 and coincides with grasslands with more shrubby structure or costal influence
 314 (Boldrini, 2009; Hasenack at al., 2010). These grasslands are located on north,
 315 central, and eastern areas, showed same lower pattern already observed in
 316 correlation. The results suggest that ENSO is more influent in western and southern
 317 regions, with grasslands more susceptible to climate variability.

318 Conclusion

- 319 • ARID is efficient to characterize the effects of water stress in Pampa
 320 grasslands, with seasonal average patterns, and high variability on summer
 321 seasons.
- 322 • There is a seasonality between water status and grassland growth, whose
 323 variability is modulated by the ENSO occurrence, with a positive effects in El
 324 Niño phase and opposite in La Niña.
- 325 • The spatial variation along the study area, in response to vegetation variability,
 326 soil , relief, and management practices, does not changing the pattern, but
 327 the signal strength.

328 References

- 329 ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration -
 330 Guidelines for computing crop water requirements. **FAO Irrigation and Drainage**, n.
 331 56, 293 p, 1998.
- 332
 333 BAETHGEN, W.; GIMÉNEZ, A. La variabilidad climática, el cambio del clima y el
 334 sector agropecuario. **INIA Serie Actividades de Difusión**, n. 1, 2004.
- 335
 336 BAETHGEN, W. E. Applying seasonal climate forecasts and satellite information for
 337 improving decisions in the agricultural sector: the 1999-2000 drought in Uruguay,
 338 **INIA**, p. 1–17, 2000.
- 339 <http://www.inia.org.uy/publicaciones/documentos/le/pol/2002/informe-24.pdf>

- 340 BERLATO, M.A.; FONTANA, D.C. El Niño e La Niña. Impactos no clima, na
341 vegetação e na agricultura do Rio Grande do Sul. Aplicações de previsões climáticas
342 na agricultura. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2003. 110 p.
343
- 344 BERRETTA, E. J. Ecophysiology and management response of the subtropical
345 grasslands of Southern America. In: **Proceedings. 19th International Grassland
346 Congress**. Brazil, pp. 939-946, 2001.
347
- 348 BETTOLLI, M. et al. Pastura natural de Salto (Uruguay): relación con la variabilidad
349 climática y análisis de contextos futuros de cambio climático. **Revista Brasileira de
350 Meteorologia**, v. 25, n. 2, p. 248–259, 2010.
351 BILENCA, D.; MIÑARRO, F. Identificación de áreas valiosas de pastizal (AVPs) en
352 las pampas y campos de Argentina, Uruguay y sur de Brasil. Buenos Aires.
353 Fundación Vida Silvestre Argentina. 336 p, 2004.
354
- 355 BOLDRINI, I. I. A flora dos campos do Rio Grande do Sul. In: PILLAR, V.D.P.;
356 MÜLLER, S.C.; CASTILHOS, Z.M. DE S.; JACQUES, A.V.A. (ed.) Campos sulinos:
357 conservação e uso sustentável da biodiversidade. Brasília, **MMA**. p. 63-77, 2009.
358
- 359 CARVALHO, P. C. D. F.; BATELLO, C. Access to land, livestock production and
360 ecosystem conservation in the Brazilian Campos biome: The natural grasslands
361 dilemma. **Livestock Science**, v. 120, n. 1-2, p. 158–162, jan. 2009.
362
- 363 CASTAÑO, J.P.; GIMENEZ, A.; CERONI, M.; FUREST, J.; AUNCHAYNA, R.;
364 Caracterización agroclimática del Uruguay 1980-2009. **INIA**, v.193, p.40, 2011.
365
- 366 FIRPO, M. A. F.; SANSIGOLO, C. A.; ASSIS, S. V. Climatologia e variabilidade
367 sazonal do número de ondas de calor e de frio no Rio Grande do Sul associadas ao
368 ENOS. **Revista Brasileira de Meteorologia** [online], v. 27, n.1, p. 95–106, 2012.
369
- 370 FONTANA, D. C.; OLIVEIRA, D. Relação entre radiação solar global e insolação
371 para o estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 4,
372 n. 1, p. 87–91, 1996.
373
- 374 FONTANA, D.; BERLATO, M. Influência do El Niño Oscilação Sul sobre a
375 precipitação pluvial no estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de
376 Agrometeorologia**, v. 5, n. 1, p. 127–132, 1997.
377
- 378 GELCER, E. et al. Effects of El Niño Southern Oscillation on the space–time
379 variability of Agricultural Reference Index for Drought in midlatitudes. **Agricultural
380 and Forest Meteorology**, v. 174-175, p. 110–128, 2013.
381
- 382 GELCER, E. Evaluation of modeling approaches to estimate bahiagrass (*Paspalum
383 notatum*) yield affected by climate variability in Florida. Master's Thesis, University
384 of Florida, Gainesville, Florida, USA, 2012.
385
- 386 GELCER, E. M.; FRAISSE, C. W.; SENTELHAS, P. C. Evaluation of methodologies
387 to estimate reference evapotranspiration in Florida. In Proc. Fla. State Hort. Soc.,
388 Crystal River, v. 123, p. 189–195. FSHS, Lake Alfred, FL, 2010.
389
- 390 GIMENEZ, A. ; CASTAÑO, J; OLIVERA, L.; BAETHGEN, W. Cambio climático en
391 Uruguay y la Región, INIA online, n. 111, 2008. Accessed 11/02/2013.

- 392 <http://www.inia.org.uy/online/site/publicacion-ver.php?id=1698>
393
- 394 GRIMM, A.; FERRAZ, S.E.T.; GOMES, J. Precipitation anomalies in southern Brazil
395 associated with El Niño and La Niña events. **Journal of Climate**, v.11, p.2863-2880,
396 1998.
- 397
- 398 HASENACK, H.; WEBER, E.; BOLDRINI, I. I.; TREVISAN, R. Mapa de sistemas
399 ecológicos da ecorregião das Savanas Uruguaias em escala 1:500.000 ou superior.
400 Relatório Técnico, Produto 4. Projeto IB/CECOL/TNC, 2010.
- 401
- 402 HOU, G.; ZHANG, H.; WANG, Y. Vegetation dynamics and its relationship with
403 climatic factors in the Changbai Mountain Natural Reserve. **Journal of Mountain
404 Science**, v. 8, n. 6, p. 865–875, 19, 2011.
- 405
- 406 HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E.P.; GAO, X.; FERREIRA, L.G.
407 Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation
408 indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 195–213, 2002.
- 409
- 410 HUETE, A; LIU, H.Q.; BATCHILY, K.; LEWEEN, W. A comparison of vegetation
411 indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of
412 Environment**, v.59, p.440–451, 1997.
- 413
- 414 JAURENA, M.; FORMOSO, D.; MILLER, R.G.; REBUFFO, M. Campo natural:
415 patrimonio del país y fundamento de la estabilidad productiva de la ganadería. **INIA**,
416 v.32, p.30-35, 2013.
- 417
- 418 JÚNIOR, M.; SAUSEN, T.; LACRUZ, M. Monitoramento de estiagem na região Sul
419 do Brasil utilizando dados ENVI/MODIS no período de dezembro de 2000 a junho de
420 2009. In: **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Curitiba,
421 PR, Brasil p. 5901–5908, 2011.
- 422
- 423 KAWAMURA, K. et al. Comparing MODIS vegetation indices with AVHRR NDVI for
424 monitoring the forage quantity and quality in Inner. **Grassland Science**, v. 51, n. 1,
425 p. 33–40, 2005.
- 426
- 427 KIRCHNER, J.W. **Data Analysis Toolkit #11: Serial correlation**. p. 1–8. Copyright
428 © 1996, 2001. Accessed 18/08/2013. On line:
429 http://seismo.berkeley.edu/~kirchner/eps_120/Toolkits/Toolkit_11.pdf
- 430
- 431 LEEUWEN, W.J.D; HARTFIELD, K.; MIRANDA, M.; MEZA, F. Trends and
432 ENSO/AO Driven Variability in NDVI Derived Productivity and Phenology alongside
433 the Andes Mountains. **Remote Sensing**, v. 5, n. 3, p. 1177-1203, 2013.
- 434
- 435 MCKEE, T.B.; DOESKEN, N.J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency
436 and duration to time scales. In: Eighth Conference on Applied Climatology, p. 179–
437 184, 1993.
- 438
- 439 MYNENI, R.B.; KEELING, C.D.; TUCKER, C.J.; ASRAR, G. & NEMANI, R. R.
440 Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981-1991. **Nature**, n. 386,
441 p. 698-702, 1997.

- 442 MONTECINOS, A.; DIAZ, A.; ACEITUNO, P. Seasonal diagnostic and predictability of
443 rainfall in subtropical South America based on tropical Pacific SST. *Journal of*
444 *Climate*, Boston, v.13, p.746-758. 2000
- 445
446 OLIVEIRA, L. M. T.; FRANÇA, G. B.; NICÁCIO, R. M.; ANTUNES, M. A. H.; COSTA,
447 T. C. C.; TORRES, A. R.; FRANÇA, J. R. A. A study of the El Niño-Southern
448 Oscillation influence on vegetation indices in Brazil using time series analysis from
449 1995 to 1999. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, p. 423–437, 2010.
- 450
451 PALMER, W.C. Meteorological Drought. Research Paper 45, US Department of
452 Commerce, Weather Bureau, Washington, DC, 58 p., 1965.
- 453 PENMAN, H.L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proc. R.*
454 *Soc. London Ser. A*, n. 193, p. 120–145, 1948.
- 455
456 PIAO, S.; MOHAMMAT, A.; FANG, J.; CAI, Q.; FENG, Q. NDVI-based increase in
457 growth of temperate grasslands and its responses to climate changes in China.
458 **Global Environmental Change**, v. 16, n. 4, p. 340–348, 2006.
- 459
460 ROPELEWSKI, C.F.; HALPERT, M.S. Quantifying Southern Oscillation-precipitation
relationships. **Journal of Climate**, n. 9, p. 1043–1059, 1996.
- 461
462 ROSEMBACK, R.; FERREIRA, N. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; CONFORTE, J. C.
Análise da dinâmica da cobertura vegetal na região Sul do Brasil a partir de dados
463 Modis/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 62, n. 2, p. 401–416, 2010.
- 464
465 ROUSE, J.W.; HASS, R.H.; DEERING, D.W.; SCHELL, J.A. Monitoring the vernal
466 advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Progress
467 Report RSC 1978-2. College Station: Texas & A.M. University. 1974. 87p.
468 http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19740004927_1974004927.pdf.
469 Acceced: 23/08/2012.
- 470
471 SALESKA, S. R.; DIDAN, K.; HUETE, A. R.; DA ROCHA, H. R. Amazon forests
472 green-up during 2005 drought. **Science**, n. 318, p. 612–612, 2007.
- 473
474 SAMANTA, A.; GANGULY, S.; HASHIMOTO, H; et al. Amazon forests did not green-
475 up during the 2005 drought. **Geophysical Research Letters**, n. 37, 2010.
- 476
477 SAMANTA, A.; GANGULY, S.; MYNENI, R. B. MODIS enhanced vegetation index
478 data do not show greening of Amazon forests during the 2005 drought. **New**
479 **Phytologist**, n. 189, p. 11–15, 2011.
- 480
481 SIVAKUMAR, M. V. K.; DAS, H. P.; BRUNINI, O. Impacts of present and future
482 climate variability and change on agriculture and forestry in the arid and semi-arid
tropics. **Climate Change**. n. 70, p. 31–72, 2005.
- 483
484 SUN, Z.; GEBREMICHAEL, M.; ARDÖ, J.; BRUIN, H. A. R. Mapping daily
485 evapotranspiration and dryness index in the East African highlands using MODIS and
486 SEVIRI data. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 1, p. 163–170,
487 2011.

- 488 TRENBERTH, K. E.; JOSEY, S. A. Observations: surface and atmospheric climate
489 change. In: SOLOMON, S. et al. (Eds.). **Changes**. [s.l.] Cambridge University Press,
490 v. 164, p. 235–336, 2007.
- 491
492 VENABLES, W. N.; SMITH, D. M.; Development Core Team. An Introduction to R, v.
493 2. R Development Core Team, 2011.
- 494
495 YANG, Y.; YANG, L.; MERCHANT, J. W. An assessment of AVHRR/NDVI–
496 ecoclimatological relations in Nebraska, USA. **International Journal of Remote**
497 **Sensing**, v. 18, n. 10, p.2161-2180, 1997.
- 498
499 WAGNER, A. P. L.; WEBER, E.; HASENACK, H.; KLERING, E.V; FONTANA, D. C,
500 Variabilidade Temporal do NDVI/MODIS na Análise de Remanescentes da
501 Ecorregião das Savanas Uruguaias In: **Anais XV Simpósio Brasileiro de**
502 **Sensoriamento Remoto**, Curitiba, PR. , p. 5600 – 5606, 2011.
- 503
504 WANG, X. L.; SWAIL, V. R. Changes of extreme wave heights in northern
505 hemisphere oceans and related atmospheric circulation regimes. **Journal of**
506 **Climate**. v. 14, p. 2204–2221, 2001.
- 507
508 WOLI, P.; JONES, J. W.; INGRAM, K. T.; FRAISSE, C. W. Agricultural Reference
509 Index for Drought (ARID). **Agronomy Journal**, v. 104, n.2, p. 287–300, 2012.
- 510
511 WOLI, P. Quantifying water deficit and its effect on crop yields using a simple,
512 generic drought index. PhD Dissertation, University of Florida, Gainesville, Florida,
513 USA, 2010.
- 514
515 WOLTER, K.; TIMLIN, M. Measuring the strength of ENSO events: How does
516 1997/98 rank? **Weather**. v. 53, p. 315–324, 1998.
- 517
518 WOLTER, K.; TIMLIN, M.S. Monitoring ENSO in COADS with a seasonally adjusted
519 principal component index. In: **Proceedings** of the 17th Climate Diagnostics
520 Workshop, Norman, OK, p. 52–57, 1993.
- 521
522 ZHAO, M., RUNNING, S. W. Drought-induced reduction in global terrestrial net
523 primary production from 2000 through 2009. **Science**, n. 329, p. 940–943, 2010.
- 524
525 ZHOU L. M. ; TUCKER, C. J.; KAUFMANN, R. K.; SLAYBACK, D.; SHABANOV, N.
526 V.; MYNENI, R. B. Variations in northern vegetation activity inferred from satellite
527 data of vegetation index during 1981 to 1999. **Journal of Geophysical Research**, n.
528 106, p. 20069-20083, 2001.
- 529
530
531
532
533
534
535
536
537
538
539

540 **Tables and figures**

541

542 Table 1. City, elevation, latitude, longitude, number of cycles of data for precipitation (PP),
 543 maximum and minimum air temperature (Tmax andTmin), potential evapotranspiration (ETo),
 544 and the source utilized in this study, to period from February 2000 to August 2011.

545

City				No. of Cycles				Source
	Elevation (m)	Latitude (S)	Longitu de (W)	PP (mm)	Tmax (oC)	Tmin. (oC)	ETo (mm)	
Bagé	242	31,33	54,10	249	246	247	241	INMET
Cachoeirinha	25	29,95	51,00	264	257	257	168	FEPAGR
Cruz Alta	473	28,63	53,60	249	246	246	227	INMET
Encruzilhada do Sul	428	30,53	53,52	249	244	247	238	INMET
La Estanzuela	78	34,33	57,68	264	264	264	264	INIA
Las Brujas	10	34,67	54,33	264	263	263	263	INIA
Pelotas	13	31,78	52,41	247	235	234	232	INMET
Porto Alegre	47	30,05	51,17	248	246	246	240	INMET
Quaraí	100	30,38	56,43	264	258	264	177	FEPAGR
Rio Grande	2	32,03	52,12	249	247	247	208	INMET
Salto	46	31,27	57,88	264	264	264	264	INIA
Santa Vitória do Palmar	24	33,52	53,35	249	247	247	241	INMET
Santana do Livramento	328	30,83	55,60	249	246	237	228	INMET
São Borja	99	28,65	56,00	263	260	256	125	FEPAGR
São Gabriel	124	30,17	54,32	256	251	250	108	FEPAGR
São Luiz Gonzaga	245	28,40	55,02	249	246	247	241	INMET
Tacuarembó	123	31,70	55,82	264	264	264	264	INIA
Taquarí	76	29,80	51,82	264	260	254	92	FEPAGR
Treinta y Tres	34	33,26	54,25	253	253	253	254	INIA
Uruguaiana	62	29,75	57,08	247	245	241	229	INMET

546

547

548

549

550

551

552

553

554

555

556

557

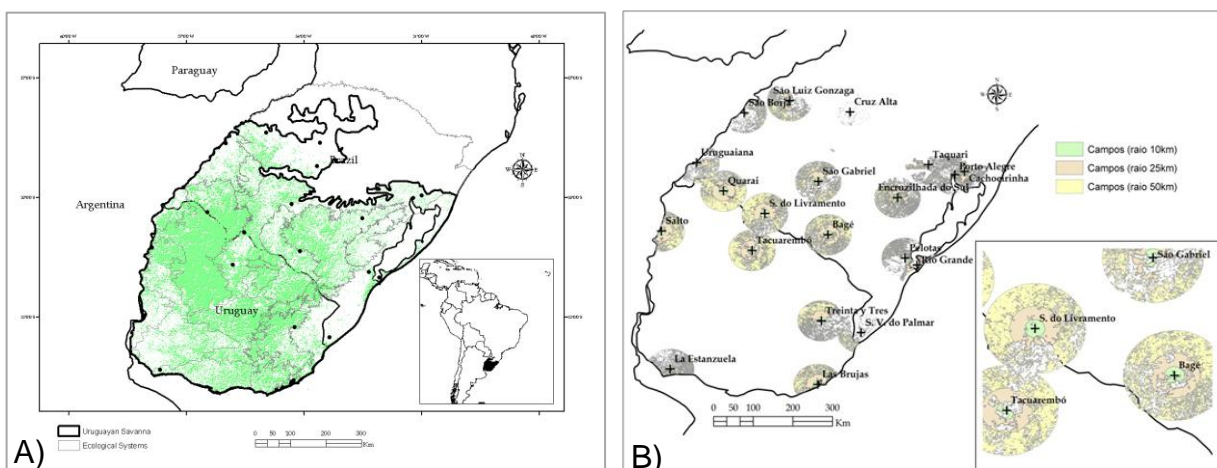
558

559

1 Table 2. Monthly ENSO phase classification according to the Multivariate ENSO Index (MEI) where is La Niña, is Neutral, and is El Niño.
 2

	Jan1	Jan2	Feb1	Feb2	Mar1	Mar2	Apr1	Apr2	May1	May2	Jun1	Jun2	Jul1	Jul2	Aug1	Aug2	Sep1	Sep2	Oct	Nov1	Nov2	Dec1	Dec2
	1	17	33	49	65	81	97	113	129	145	161	177	193	209	225	241	257	273	289	305	321	337	353
2000				-1.219	-1.138	-0.945	-0.521	-0.223	0.161	0.016	-0.129	-0.174	-0.201	-0.159	-0.140	-0.205	-0.247	-0.364	-0.381	-0.732	-0.744	-0.581	-0.581
2001	-0.539	-0.550	-0.717	-0.683	-0.607	-0.434	-0.145	0.022	0.188	0.051	-0.056	0.156	0.253	0.339	0.367	-0.034	-0.126	-0.267	-0.276	-0.180	-0.157	0.003	0.003
2002	-0.050	-0.060	-0.210	-0.207	-0.201	0.002	0.339	0.564	0.780	0.827	0.864	0.680	0.596	0.841	0.922	0.829	0.808	0.943	0.952	1.059	1.065	1.110	1.110
2003	1.184	1.168	0.927	0.893	0.819	0.627	0.308	0.179	0.050	0.040	0.033	0.072	0.089	0.203	0.241	0.404	0.441	0.505	0.509	0.519	0.494	0.315	0.315
2004	0.308	0.309	0.330	0.216	-0.125	-0.018	0.216	0.328	0.472	0.331	0.190	0.366	0.472	0.607	0.669	0.528	0.524	0.474	0.467	0.766	0.777	0.643	0.643
2005	0.301	0.332	0.799	0.867	1.018	0.846	0.559	0.659	0.758	0.612	0.499	0.494	0.492	0.364	0.321	0.267	0.255	-0.140	-0.166	-0.407	-0.429	-0.585	-0.585
2006	-0.471	-0.470	-0.455	-0.498	-0.591	-0.627	-0.687	-0.361	-0.034	0.302	0.564	0.608	0.628	0.726	0.759	0.787	0.793	0.886	0.892	1.292	1.249	0.951	0.951
2007	0.974	0.945	0.510	0.374	0.074	0.028	-0.049	0.069	0.187	-0.104	-0.331	-0.303	-0.290	-0.403	-0.440	-1.027	-1.162	-1.143	-1.142	-1.177	-1.176	-1.168	-1.168
2008	-1.011	-1.035	-1.402	-1.460	-1.635	-1.418	-0.942	-0.684	-0.353	-0.109	0.136	0.053	0.003	-0.182	-0.266	-0.509	-0.643	-0.763	-0.780	-0.631	-0.624	-0.666	-0.666
2009	-0.752	-0.750	-0.719	-0.719	-0.719	-0.509	-0.159	0.106	0.370	0.692	0.943	0.940	0.938	0.943	0.944	0.798	0.764	1.004	1.020	1.062	1.055	1.008	1.008
2010	1.153	1.176	1.520	1.478	1.386	1.190	0.863	0.720	0.577	0.009	-0.433	-0.937	-1.166	-1.658	-1.822	-1.991	-2.030	-1.951	-1.946	-1.602	-1.599	-1.579	-1.579
2011	-1.678	-1.671	-1.562	-1.562	-1.562	-1.536	-1.492	-0.907	-0.322	-0.236	-0.169	-0.113	-0.087	-0.376									

3
 4
 5
 6
 7
 8

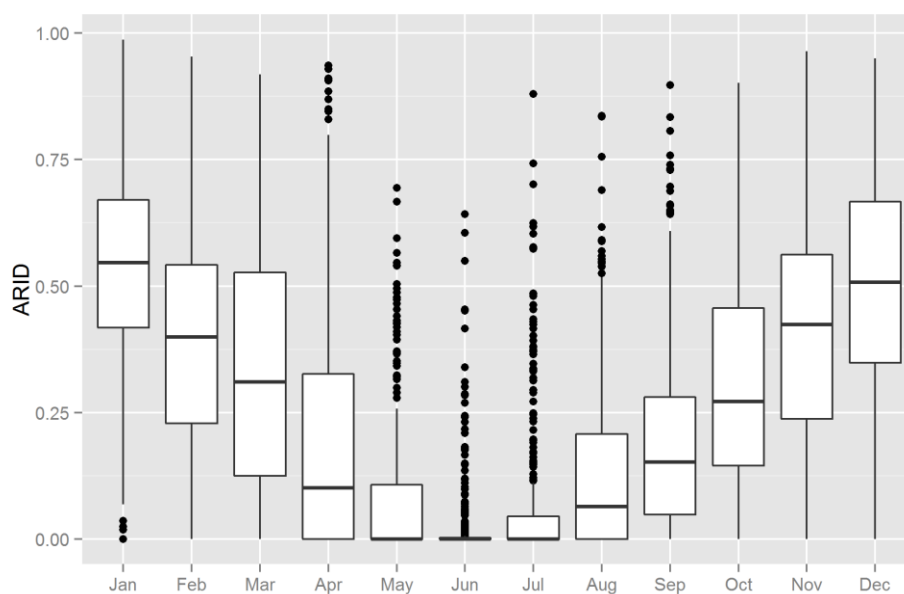


1

2 Figure 1. A) Grasslands in study area (green) (source: adapted from Hasenack et al. 2010),
 3 B) 10km, 25km and 50km radius for EVI/NDVI samples extracted.

4

5



6

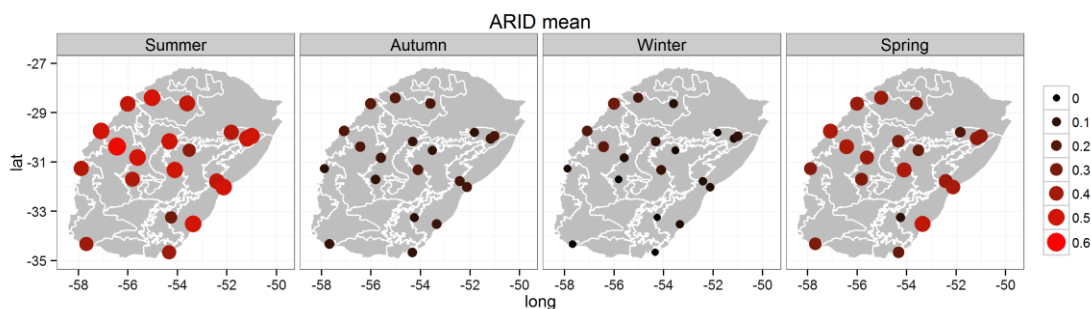
7 Figure 2. ARID, annual variability in Pampa grasslands, period February 2000 - August 2011.

8

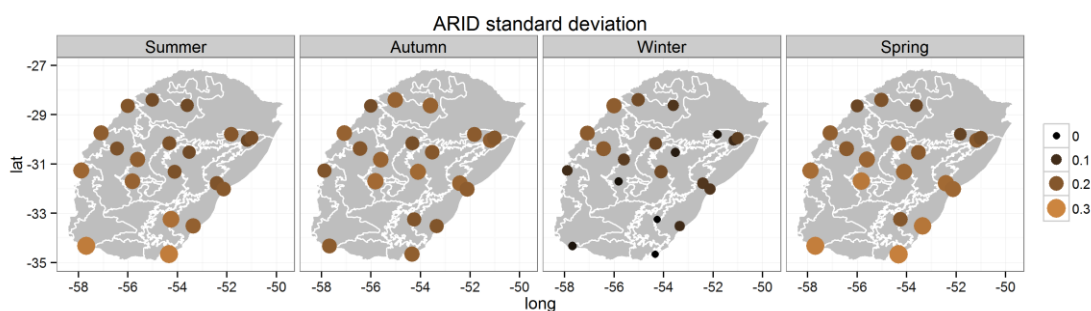
9

10

11



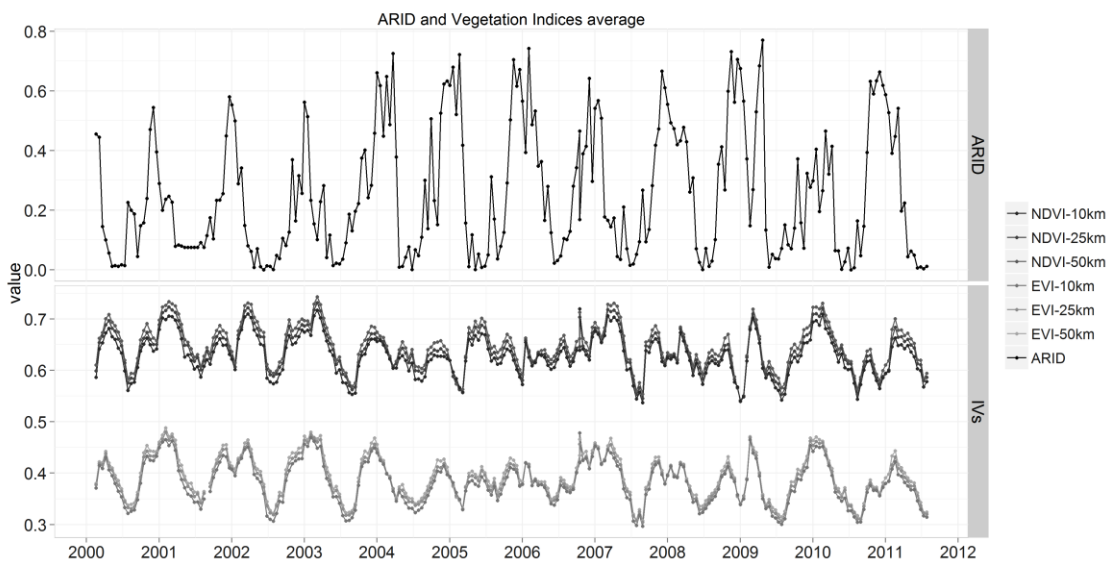
12



13

14 Figure 3. ARID mean and standard deviation in seasonal spatial variability along the weather
 15 stations, in Pampa grasslands, period February 2000 - August 2011.

16



17

18 Figure 4. Profiles for ARID and vegetation indices along the period, average for all weather
 19 stations in 16 days, in Pampa grasslands, period February 2000 - August.

20

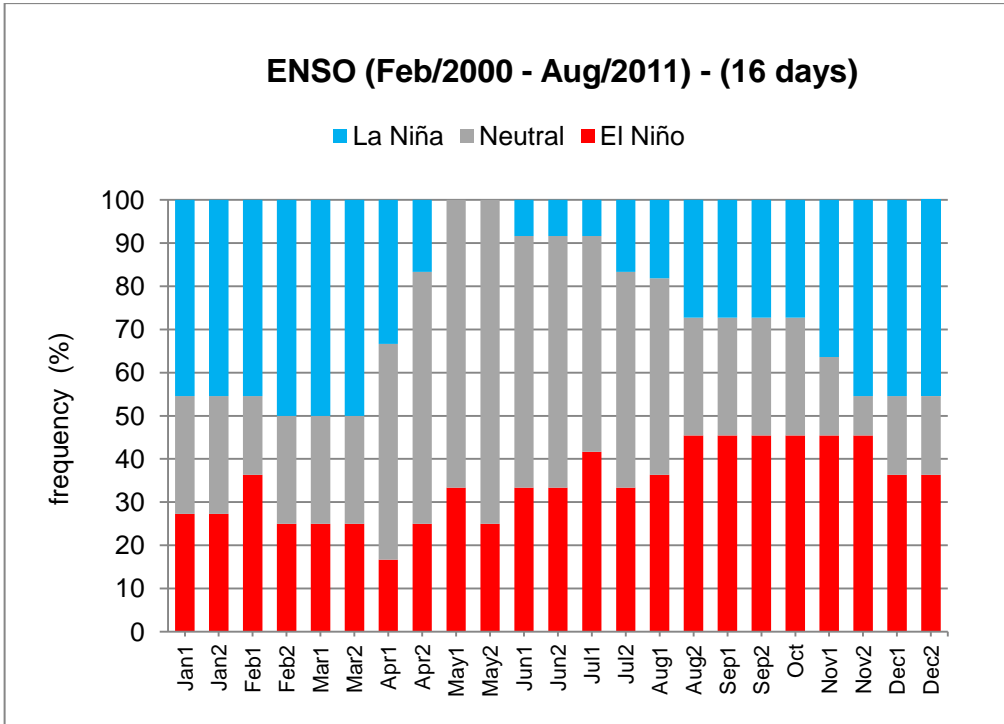
21

22

23

24

25



26

27 Figure 5. Annual ENSO phases frequency. Period from February 2000 - August 2011.

28

29

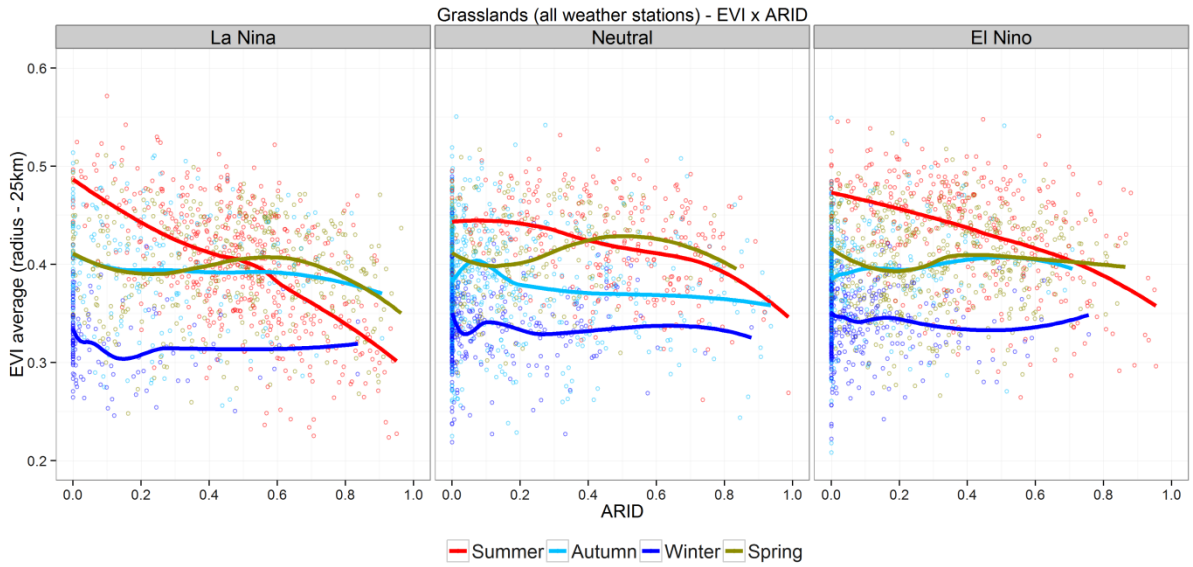
30

31

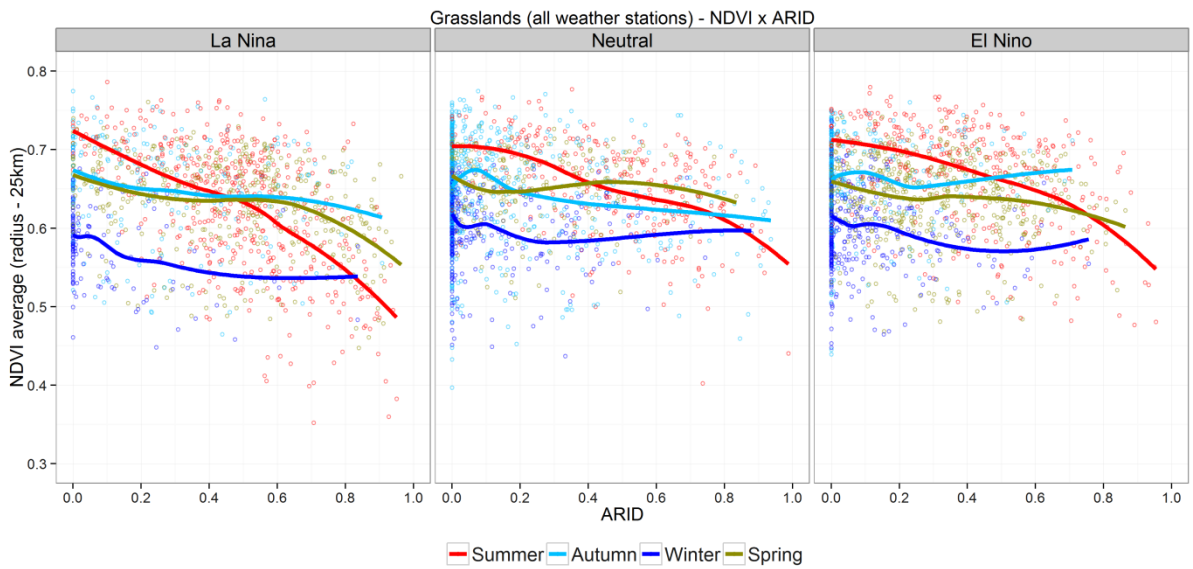
32

33

34



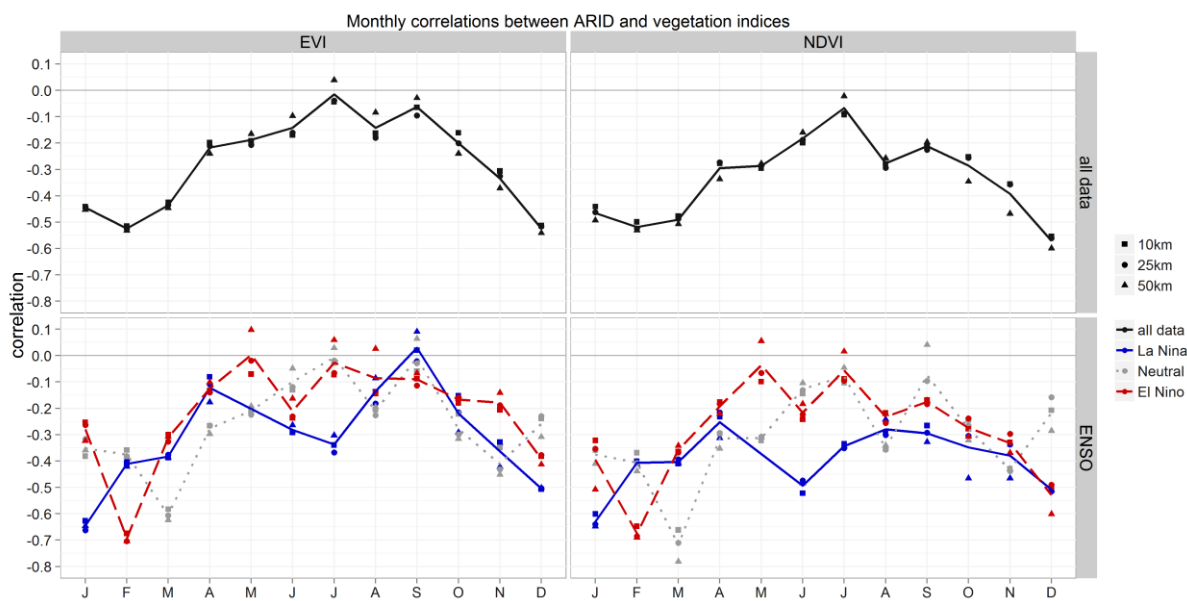
35



36

37 Figure 6. Scatterplot between EVI (upper) and NDVI(down) with ARID in ENSO phases, for
 38 25km radius sample around the weather stations in Pampa grasslands, period February
 39 2000 - August 2011.

40

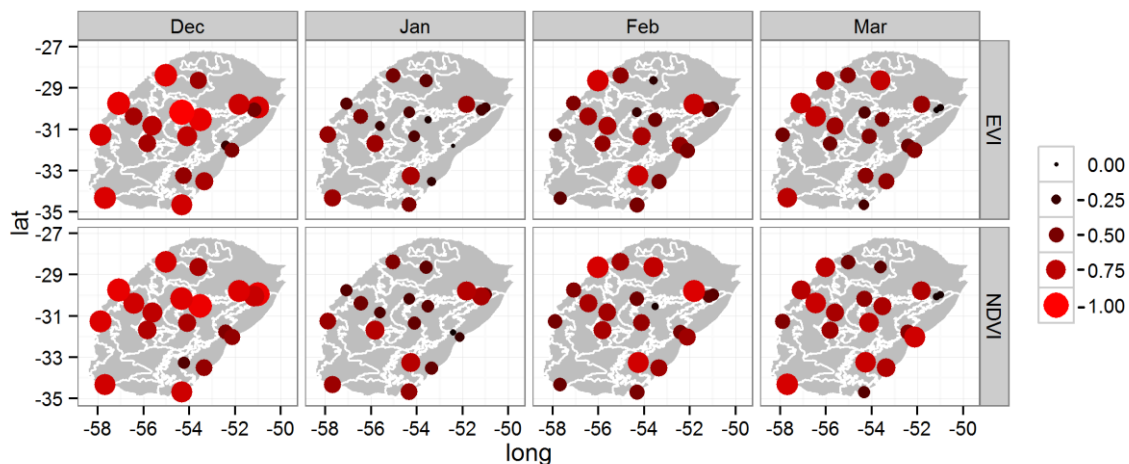


41

42 Figure 7. Monthly correlations between EVI/NDVI and ARID ($p < 0.05$, lag 0) for all dataset
 43 and ENSO phases in the three circles (10km, 25 km, and 50 km) samples around weather
 44 stations in Pampa grasslands, period February 2000 - August 2011.

Correlations between ARID and EVI/NDVI

Radius 50km, summer (period: Dec 19 - Mar 21)



45

46 Figure 8. Spatial distribution correlations between ARID and vegetation indices in summer
 47 months, by weather stations using all dataset, in Pampa grasslands with 25km around
 48 weather stations, period February 2000 - August 2011.

49

50

51

52

53

54

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19

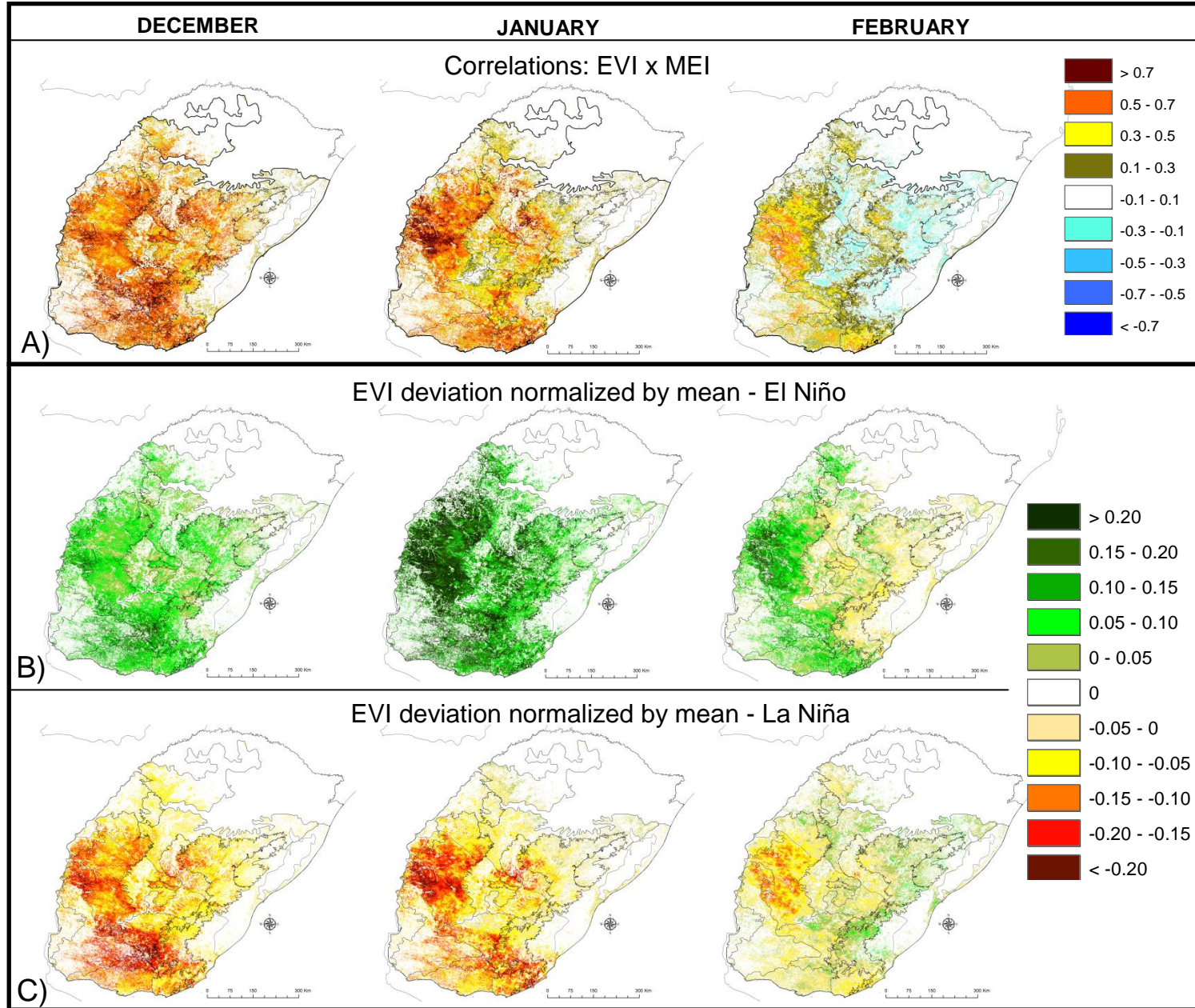


Figure 9.
A) correlations between EVI and MEI ($p < 0.05$, lag 0), and B), C) EVI deviation normalized by mean in ENSO phases, in December, January, and February. Analysis in Pampa grasslands for the period from February 2000 - August 2011.

20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38

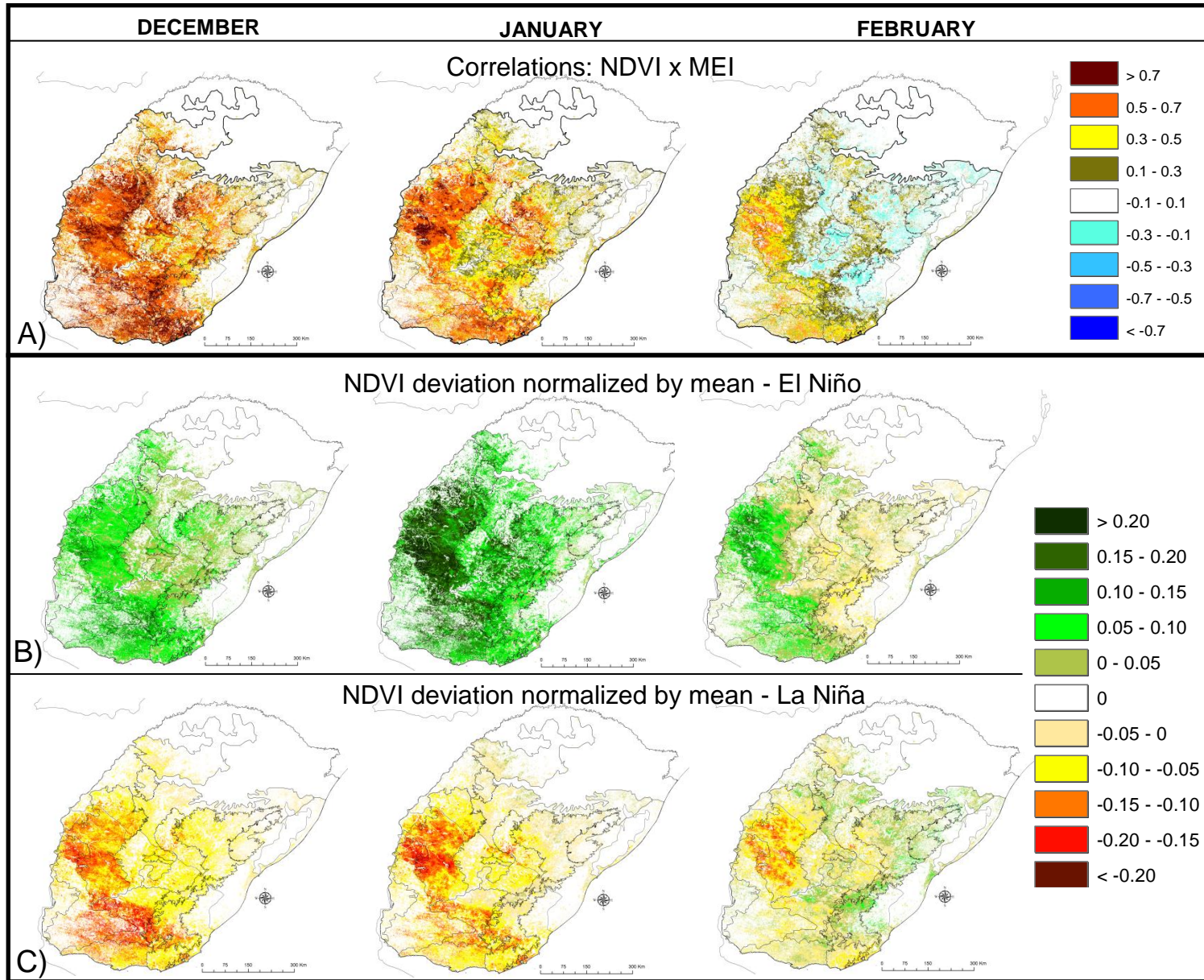


Figure 10.
A) correlations between NDVI and MEI ($p < 0.05$, lag 0), and B), C) NDVI deviation normalized by mean in ENSO phases, in December, January, and February. Analysis in Pampa grasslands for the period from February 2000 - August 2011.

Considerações finais

Os resultados obtidos mostram que o que determina o padrão temporal no vigor vegetativo dos campos do Pampa do RS e Uruguai, avaliado pelos índices NDVI e EVI, é a condição climática da região. A composição florística e o tipo de solo participam na modulação das intensidades deste padrão, enquanto que as condições meteorológicas são as responsáveis pela alta variabilidade interanual observada.

Os índices NDVI e EVI apresentam padrões médios temporais similares entre si, com as maiores variabilidades no verão, picos máximos em março e setembro e mínimos valores no inverno. Contudo, o EVI apresenta maior potencial para a detecção de variações anuais. Além disso, para cada unidade de campo, o vigor vegetativo indica associação, em parte, com o tipo de solo e com o regime de precipitação pluvial.

Na análise da década recente, os resultados indicam a ocorrência de alterações do padrão da cobertura vegetal do Pampa expressas pelas tendências significativas nos valores de EVI e NDVI, negativas na amplitude média anual e positivas dos ciclos anuais e semi-anuais. Os maiores valores de tendências negativas, especialmente com o EVI, são observados em locais associados à vegetação de campos em solos rasos ou sobre formação do cristalino, às regiões com menor umidade do solo e à redução da precipitação pluvial no período. Os campos com maior redução dos índices de vegetação durante o período estão localizados no Uruguai.

Nas relações da resposta da cobertura vegetal de campos às condições climáticas, observa-se que a variável climática limitante ao crescimento dos campos é dependente da estação do ano e relacionada às exigências bioclimáticas da vegetação. A relação que se estabelece tem padrão anual quase oscilatório. A relação é negativa entre os índices de vegetação e as variáveis de temperatura máxima do ar, amplitude térmica e evapotranspiração potencial e positiva com precipitação pluvial e temperatura mínima do ar, em quase todos os meses do ano, com inversões do padrão em julho. A amplitude térmica apresenta as maiores correlações negativas significativas com os índices de vegetação, especialmente no mês de dezembro.

As oscilações das condições climáticas estacionais atuam de forma diferente com respeito à região e à estação do ano na resposta dos índices de vegetação. O fenômeno ENOS está associado à alta variabilidade interanual que se observa nas variáveis meteorológicas, responsáveis por estas oscilações. No período do verão é quando o fenômeno mostra as maiores alterações no padrão climático da região, com aumento na precipitação pluvial e na amplitude térmica durante o El Niño. O oposto se verifica na fase La Niña.

Há sazonalidade no padrão de relações entre a condição hídrica e o desenvolvimento vegetativo dos campos da região. O índice de seca ARID se mostra eficiente para retratar espaço-temporalmente os efeitos de estresse hídrico nos campos do Pampa. Verificam-se relações inversas entre o índice ARID e a resposta da vegetação, sendo que as maiores correlações ocorrem no verão. Além disso, a variabilidade na resposta da vegetação à condição hídrica é modulada pela ocorrência de ENOS, cujo impacto no vigor vegetativo é positivo na fase El Niño e negativo em La Niña.

A variabilidade espacial que se observa na vegetação de campos, em resposta as variações de solo, relevo e manejo, não altera o padrão das relações observadas, mas sim a sua intensidade.

Todavia, ainda que os resultados da relação entre a resposta da vegetação com os elementos meteorológicos regionais tenham indicado concordância com os fenômenos físicos e resultados já observados na literatura, é de suma importância listar as limitações inerentes a formação da base de dados, tais como: reduzido número e esparsa distribuição espacial de estações meteorológicas, moderada resolução espacial e temporal dos produtos de sensoriamento remoto, delimitação generalizada das áreas de campo, limitações no modelo de estimativa de seca, bem como, curto período de análise das séries temporais.

Nas questões metodológicas, cabe recomendar que na continuidade sejam avaliadas as correlações em diferentes defasagens no tempo e estudar os padrões das relações em séries temporais de longo prazo. Sugere-se também, incluir nas análises, variável associada ao relevo, tais como dados de elevação com uso de imagens de modelo número do terreno.

Ainda assim, considerando o contexto da pesquisa, os índices de vegetação apresentam potencial para retratar as relações entre a variabilidade espaço-temporal dos padrões de vegetação campestre e o clima da região. Este trabalho foi executado sobre toda a extensão dos campos do Pampa do RS e Uruguai e

considerou a série temporal completa da década recente, o que constitui um avanço no grau de detalhamento em relação aos trabalhos já desenvolvidos na região, apresentando superior abrangência espacial e temporal.

A utilização de índices de vegetação de NDVI e EVI do sensor MODIS na versão 5 e em períodos de 16 dias permitiu análises mais eficientes nos estudos das relações entre os padrões de vegetação e o clima do Pampa do que os estudos já realizados. Outras bases, como a série AVHRR ou Spot Vegetation, podem ser usadas em estudos similares com a vantagem de apresentar uma série mais longa de dados NDVI, mas com maiores limitações nas questões espaciais e de coerência da série.

O trabalho gerou um conjunto de informações coerentes e inéditas, com diferentes enfoques, fornecendo resultados na forma de perfis temporais e mapas, quantificando padrões, alterações, tendências e correlações. A grande quantidade de resultados na forma espacial permite integrar essas informações a outras bases de dados, tornando-os potenciais dados de entrada para modelagens ou em estudos de áreas de vulnerabilidade climática.

Além disso, as relações espaço-temporais de causa e efeito encontradas nas conexões entre a resposta da vegetação de campos com o clima fornecem subsídios para estudos de cenários de impactos das alterações das condições meteorológicas na vegetação, à luz de estudos em mudanças climáticas. Isso é possível porque os resultados permitiram identificar em qual região e condição climática as variações das condições meteorológicas estão melhores relacionadas com este padrão de vegetação.

Finalmente, este trabalho fornece referência para pesquisas com maior detalhamento espacial na área ou em estudos similares para padrões de campos em médias latitudes.

ANEXO I: Tables for ARID calculation

Table 1. Regression constants utilized to estimate solar radiation for weather stations where the constants are available, in Rio Grande do Sul, Brazil (Fontana & Oliveira 1996).

Station	b0	b1
Cruz Alta	0.2	0.53
Encruzilhada do Sul	0.15	0.47
Rio Grande	0.27	0.32
Uruguiana	0.24	0.41

Table 2. Monthly regression constants based on ecoclimatic regions utilized to estimate solar radiation for weather stations where the constants are not available, in Rio Grande do Sul, Brazil (Fontana & Oliveira 1996).

Station	Ecoclimatic Region		Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Bagé	Campanha	0	0.34	0.23	0.27	0.26	0.28	0.22	0.19	0.23	0.23	0.23	0.24	0.31
		1	0.30	0.38	0.36	0.32	0.33	0.43	0.50	0.43	0.41	0.47	0.40	0.34
Pelotas	Região das Grandes Lagoas	0	0.27	0.21	0.24	0.23	0.26	0.22	0.18	0.19	0.19	0.21	0.25	0.37
		1	0.42	0.44	0.44	0.40	0.38	0.41	0.51	0.49	0.48	0.49	0.41	0.30
Porto Alegre	Depressão Central	0	0.28	0.23	0.31	0.24	0.26	0.24	0.16	0.20	0.20	0.22	0.24	0.28
		1	0.42	0.42	0.34	0.40	0.40	0.40	0.57	0.49	0.40	0.50	0.45	0.42
Santana do Livramento	Campanha	0	0.34	0.23	0.27	0.26	0.28	0.22	0.19	0.23	0.23	0.23	0.24	0.31
		1	0.30	0.38	0.36	0.32	0.33	0.43	0.50	0.43	0.41	0.47	0.40	0.34
Santa Vitória do Palmar	Litoral	0	0.22	0.21	0.25	0.25	0.31	0.26	0.25	0.17	0.19	0.24	0.20	0.29
		1	0.45	0.39	0.39	0.35	0.31	0.30	0.33	0.54	0.47	0.4	0.45	0.31
São Luiz Gonzaga	Missões	0	0.33	0.22	0.34	0.25	0.29	0.28	0.17	0.26	0.21	0.19	0.29	0.36
		1	0.35	0.48	0.29	0.46	0.39	0.33	0.57	0.34	0.44	0.61	0.42	0.31

Table 3. FEPAGRO weather station and the respective INMET station utilized to obtain wind speed data.

FEPAGRO	INMET
Cachoeirinha	Porto Alegre
Quaraí	Urugaiana
São Borja	São Luiz Gonzaga
São Gabriel	Santana do Livramento
Taquari	Porto Alegre

Table 4. Field capacity and permanent wilting point for each station used in this study.

Station	Country	CC	PMP
Bagé	RS	0.195	0.114
Cachoeirinha	RS	0.195	0.114
Cruz Alta	RS	0.255	0.175
Encruzilhada do Sul	RS	0.255	0.175
Pelotas	RS	0.240	0.155
Porto Alegre	RS	0.195	0.114
Quaraí	RS	0.195	0.114
Rio Grande	RS	0.150	0.075
Santana do Livramento	RS	0.255	0.175
Santa Vitória do Palmar	RS	0.240	0.155
São Borja	RS	0.195	0.114
São Gabriel	RS	0.325	0.250
São Luiz Gonzaga	RS	0.367	0.286
Taquari	RS	0.322	0.218
Urugaiana	RS	0.195	0.114
La Estanzuela	Uruguay	0.346	0.168
Las Brujas	Uruguay	0.278	0.122
Salto	Uruguay	0.275	0.141
Tacuarembó	Uruguay	0.333	0.216
Treinta y Tres	Uruguay	0.487	0.260

(Source: Dr. Elvivo Giasson/UFRGS (RS); Dr. Augustín Gimenez/INIA (Uruguay)).