

Identificação de unidades homogêneas do bioma pampa com uso de imagens Sentinel-2: infestação do Capim-annoni-2

Identification of homogeneous units of the pampa biome using sentinel-2 imagery: Capim-annoni-2 infestation

Daniel Fernandes Gomes*, Fábio Marcelo Breunig*, Eliana Lima da Fonseca*

* Universidade Federal de Santa Maria, geofernandes@live.com, breunig@ufsm.br, eliana.fonseca@ufrgs.br

DOI: <http://dx.doi.org/10.5380/raega.v48i0.76941>

Resumo

RESUMO O objetivo deste trabalho foi o de identificar e classificar as unidades homogêneas presentes nos campos naturais do bioma Pampa pelo uso das imagens Sentinel-2, fundamentado pelas distintas composições dos campos naturais da região da Campanha e pela presença de áreas invadidas com *Eragrostis plana* Nees (capim-annoni-2). A área de estudo compreendeu a região do Complexo Eólico Cerro Chato em Santana do Livramento- RS. A análise utilizou imagens, uma contendo apenas as bandas de 10 metros e a outra composta pelas bandas de 10 e 20 metros de resolução espacial. Para a classificação foi utilizado o classificador multiestágio ECHO, com suporte de amostras levantadas no campo. Os resultados mostraram que o classificador foi eficiente na discriminação das classes. O valor do coeficiente kappa de 74% para a imagem composta pelas bandas de 10 metros e 84,7% para a imagem de 10 e 20 metros. O desempenho da imagem com 9 bandas apresentou resultados mais fidedignos com a verdade de campo. A boa performance deste produto deu-se em razão da maior variabilidade espectral, onde destacaram-se as bandas localizadas na região da red edge, que tiveram alta contribuição na discriminação do capim-annoni-2.

Palavras-chave: Bioma Pampa, *Eragrostis plana* Nees, Campos Naturais, Sensoriamento Remoto

Abstract

The aim of this study was to identify and classify the homogeneous units present in the natural fields of the Pampa biome by using Sentinel-2 images, based on the different compositions of the natural fields of the Campanha region and on the presence of areas invaded by *Eragrostis plana* Nees. The study area comprised the Cerro Chato Wind Complex in Santana do Livramento, RS. The analysis used 2 images, one containing only the bands of 10 meters and the other composed by bands of 10 and 20 meters of spatial resolution. For classification, the multi-stage classifier ECHO was used, with support of samples collected in the field. The results showed that the classifier was efficient in class discrimination. The kappa coefficient of 74% for the image composed by the bands of ten meters and 84.7% for the image of 10 and 20 meters. the performance of the image with 9 bands presented more consistent results with the field truth. The good performance of this product was due to the

higher spectral variability, where the bands located in the red edge region, which had a high contribution in the discrimination of the capim-annoni-2.

Keywords: Pampa Biome, *Eragrostis plana* Nees, Natural Fields, Remote Sensing

I. INTRODUÇÃO

O bioma Pampa representa a macroformação que domina na metade sul do estado do Rio Grande do Sul, veem sendo objeto de muitos estudos, dada a importância ambiental e econômica (CARVALHO e BATELLO, 2009; IBGE, 2004). Uma das principais atividades econômicas nesse bioma é a agropecuária, que ocupa as regiões da fronteira oeste, sul e a região da campanha com a maior concentração de rebanho do Rio Grande do Sul, de 24,2%, 12,7% e 10,7%, respectivamente (ATLAS SOCIOECONÔMICO DO RIO GRANDE DO SUL, 2012).

Os campos que caracterizam o bioma são fisionomicamente formados predominantemente por gramíneas (BOLDRINI, 2009, p.64). A família das compostas ou Compositae (Asteraceae) apresenta um grande número de espécies, porém seus indivíduos ocorrem isolados em meio às gramíneas. As leguminosas habitam todas as formações campestres e, como as compostas, ocorrem como indivíduos isolados. Outro grupo importante é o das ciperáceas, as quais habitam predominantemente áreas úmidas e formam, dependendo da espécie, densas populações (BOLDRINI, 2009, p.64; TRINDADE, 2011, p.7). A diversidade campestre no Rio Grande do Sul é da ordem de 2.200 espécies (BOLDRINI, 2009, p.65). Contudo, essa diversidade vem sendo ameaçada por espécies exóticas invasoras.

Espécies invasoras não nativas podem ter efeitos sobre os processos e as funções ecológicas de espécies nativas e de espécies ameaçadas ou levar a extinção dessas em uma determinada área (ALLEN et al., 2006, 2004; PIMENTEL et al. 2000; VITOUSEK et al. 1996). Uma das invasões por espécie exótica que vem causando mais preocupação no bioma Pampa é causada pelo capim-annoni-2 (*Eragrostis plana* Nees), cuja introdução se deu acidentalmente no Rio Grande do Sul, devido à contaminação de remessas de sementes de outras espécies forrageiras importadas do continente africano. Esta espécie invasora responde, na atualidade, pela drástica redução na frequência e riqueza de muitas espécies nativas e da heterogeneidade da vegetação do bioma Pampa (NACHTIGAL et al., 2009, p.2888). Assim, um dos desafios em mitigar o avanço do capim-annoni-2 é o monitoramento da sua expansão. Nesse contexto as geotecnologias e o sensoriamento remoto têm apresentado meios que carecem de maiores investigações.

Cicconet et al. (2015) utilizaram imagens dos satélites Ikonos e Rapideye, com o suporte de levantamento de campo para identificar a ocorrência do capim-annoni-2 em um recorte do município de

Santana do Livramento – RS. Foi utilizada a classificação supervisionada (por regiões) Bhattacharya. Os resultados mostraram que o capim-annoni-2 estava presente em 17 % da área, na média das imagens estudadas. Plataformas orbitais de sensoriamento remoto possibilitam a amostragem de extensas e contínuas coberturas espaciais (OLLINGER et al., 2007). Segundo Ali, et al. (2016) a medição de reflectância em comprimentos de onda visível e infravermelho pode permitir a discriminação de diferentes espécies e status de pastagens. O sensor MultiSpectral Instrument (MSI) a bordo dos satélites Sentinel-2 (A e B) faz parte da missão da European Space Agency (ESA) desenvolvida no escopo do programa da União Europeia Copernicus (DRUSCH et al., 2012; HAGOLLE et al., 2015; SEGL et al., 2015) e disponibiliza dados desde o lançamento em 2015. As imagens do Sentinel-2 abrangem treze bandas no visível, infravermelho próximo (NIR) e infravermelho médio (SWIR), com quatro bandas em 10 m, seis em 20 m e três bandas a 60 m de resolução espacial. Com um tempo de revisita de 5 dias, é bastante indicado para aplicações em áreas agrícolas (BREUNIG et al., 2020). Dada a disponibilidade de imagens, é importante avançar nos métodos de classificação para identificação e espacialização do capim-annoni-2.

Dentre os métodos de classificação digital de imagens (NOVO, 2008), o algoritmo Extraction and Classification of Homogenous Objects (ECHO) é um classificador multiestágio de caráter híbrido que combina as características espectrais e espaciais da imagem. Desenvolvido na Universidade de Purdue com financiamento da NASA, ele tem apresentado bons resultados quando as classes de interesse da imagem apresentam elevado grau de variância, fator que geralmente faz com que os classificadores pixel a pixel apresentem grande dificuldade em discriminar suas características. Devido a sua estrutura o ECHO simplifica misturas complexas de pixels e frequentemente consegue extrair a essência de uma massa de respostas espectrais aparentemente complexas, apresentando assim melhores resultados que classificadores mais simples como a máxima verossimilhança em áreas de estudo de alta heterogeneidade (KETTIG e LANDGREB, 1976). Com utilização da textura juntamente com informações espectrais, o ECHO possibilita a obtenção de melhores resultados na classificação da cobertura da terra (LU et al., 2010). O ECHO tende a apresentar melhor acurácia e menor custo computacional em relação a outros métodos tradicionais (CHEN et al., 1993).

Considerando a importância dos campos naturais do bioma Pampa e o problema da invasão do capim-annoni-2, o objetivo deste trabalho foi o de identificar e classificar os diferentes tipos fisionômicos presentes na região utilizando dados de campo e do MSI Sentinel 2 com distintas resoluções espaciais e espectrais via uso do algoritmo ECHO. A escolha do Complexo Eólico Cerro Chato em Santana do Livramento, RS, como área de estudo

se fundamenta na presença de uma atividade antrópica representada pelo empreendimento que conta com três parques e 108 aerogeradores eólicos e pela presença de atividades de produção animal, no qual os animais pastejam livremente nas áreas de pastagem natural da região. O acréscimo das ações antrópicas ocasionadas pela alocação do parque eólico vem acarretando na expansão preocupante do capim-annoni-2. Devido à sua elevada adaptação à região e ao seu difícil controle, o capim-annoni-2 tem contribuído para a diminuição da diversidade florística e o declínio da produção animal nos locais onde se instala (PEREZ et al., 2015).

II. MATERIAIS E MÉTODOS

Área de estudo

A área de estudo corresponde as poligonais que englobam os empreendimentos Cerro Chato, Entorno I e Entorno II que fazem parte do Complexo Eólico Cerro Chato no município de Santana do Livramento, RS. O recorte utilizado para esse trabalho abrange uma área de aproximadamente 15 mil hectares, que compreende juntamente com o parque eólico, áreas que são exploradas economicamente com pecuária extensiva onde existem extensas áreas invadidas por capim-annoni-2. A Figura 1 apresenta a área selecionada para análise.

A região apresenta temperatura média anual de 18°C, os invernos são frios com temperaturas que chegam a 0°C e verões com temperaturas acima de 40°C. Precipitações superiores a 1.350 mm e 1.650 mm muito mal distribuídas e com o regime de chuvas outono hibernais e períodos secos estivais (MOHRDIECK, 1993, p.17).

No contexto geomorfológico, a superfície da Campanha é uma interplanáltica típica. Altimetricamente, esta superfície varia de 200 a 220 metros em suas margens e 140 a 180 em seu centro (AB'SABER, 1969). Os solos da região apresentam pouca profundidade, são formados a partir de rochas eruptivas e a vegetação campestre é submetida frequentemente a déficit hídrico no verão. Nesta região ocorrem muitas gramíneas endêmicas e, devido às condições do solo, a vegetação nativa foi pouco transformada para outros usos (OVERBECK et al., 2015, p. 38).

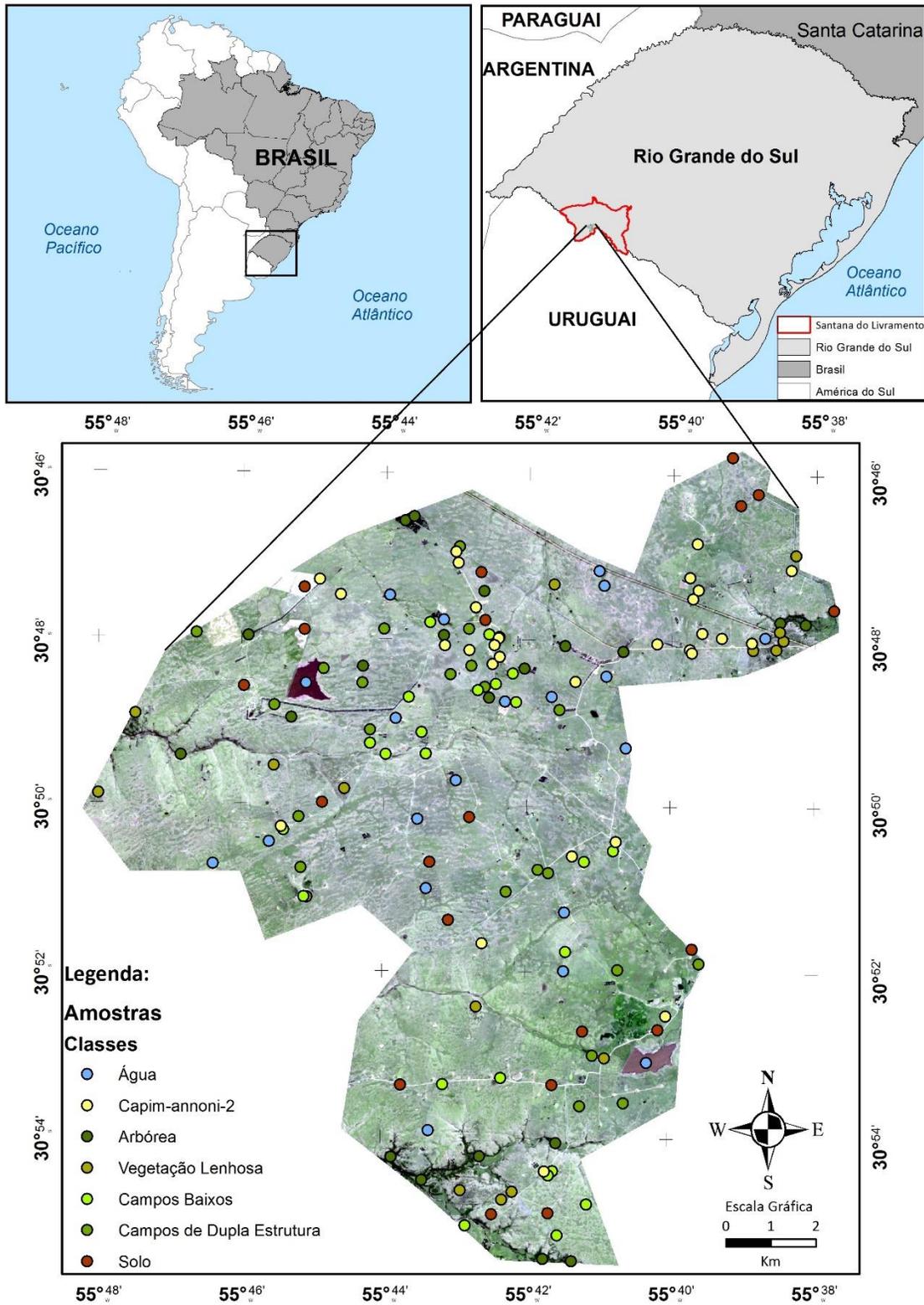


Figura 1 - Localização do Complexo Eólico Cerro Chato no estado do Rio Grande do Sul e pontos de amostragem. Recorte da imagem Sentinel-2 sensor MSI (R8G4B3) adquirida em 17/03/2016.

Atividades de campo e seleção das amostras de treinamento

As atividades de identificação e levantamento *in loco* dos dados foram conduzidas entre os dias 25 de maio de 2015 e 11 de dezembro de 2016. Para definir as classes de interesse, realizou-se uma avaliação baseada nas primeiras visitas de campo e bibliografia disponível. A partir disso foram definidas sete classes: água, arbórea, capim-annoni-2, campos baixos, campos de dupla estrutura, lenhosa e solo exposto. O campo nativo foi dividido em campos baixos e campos de dupla estrutura, conforme a classificação dos Campos Sul-Brasileiros feita por Trindade (2011). A classe lenhosa foi associada à classificação feita por Lindman e Ferri (1974). As demais classes foram definidas conforme o IBGE (2006), adaptadas para a área de estudo. Para a realização desse do trabalho de campo, definiram-se duas metodologias para a coleta de dados de referência. Para as classes capim-annoni-2, campos de dupla estrutura, campos baixos e lenhosa, o trabalho para a coleta das amostras foi realizado *in loco*, utilizando o receptor *Trimble Juno SA*, que possui precisão de posicionamento de 2 a 5 metros. Já para as classes arbórea, água e solo, as amostras de referência foram coletadas diretamente na imagem Sentinel-2/MSI.

A avaliação dos locais a serem levantados em campo deu-se da seguinte forma: a classe campos baixos, foi associada à fisionomia típica das pastagens naturais mantidas com alta lotação e baixa disponibilidade de forragem, onde prevalece na paisagem um estrato inferior (baixo), com o predomínio de espécies de pequeno porte adaptadas ao pastejo intenso. A classe campos de dupla estrutura, foi relacionada a campos conduzidos sob oferta de forragem de moderada a alta, com o acréscimo da presença de um estrato superior, formado por espécies de hábito cespitoso. Para a classe capim-annoni-2 o levantamento das amostras foi realizado em áreas com alta ocorrência da espécie invasora. Já para a classe lenhosas, a coleta buscou identificar elementos arbustivos de porte pequeno a médio cuja ramificação iniciava logo acima do solo.

A coleta dos pontos de referências das classes arbórea, água e solo, foram obtidos através da interpretação visual das composições coloridas das bandas RGB 8-4-3 e RGB 4-3-2 das imagens MSI Sentinel-2 adquirida em 17/03/2016. Esse tipo de amostragem diretamente na imagem foi possível devido ao alto contraste espectral entre as classes arbórea, água e solo presentes na área de estudo.

O número mínimo de pontos a serem amostrados foi definido conforme a equação proposta por Jensen (1986). A abordagem para determinar o número total de pixels de referência (observações) necessários para avaliar a precisão a um nível mínimo utilizou a Equação I:

$$N = \frac{4(p)(q\sim)}{E^2}$$

Onde:

N = número total de pontos a serem amostrados;

p = porcentagem de precisão esperada;

q \sim = 100-p.

E = erro permitido.

Para uma porcentagem de precisão esperada de 90% e um erro permitido de 5%, o número mínimo total de pontos a serem amostrados foi de 154 pontos. Assim, para a distribuição dessas amostras foi utilizado o esquema de amostragem aleatória simples. Segundo Congalton (2009), em uma amostra aleatória simples, cada unidade de amostra na área de estudo tem uma chance igual de ser selecionada. A principal vantagem da amostragem aleatória simples é que está se relaciona às boas propriedades estatísticas que resultam da seleção aleatória de amostras.

Após a coleta das amostras de referência utilizando as metodologias citadas anteriormente, os 154 pontos obtidos foram agrupados em um único arquivo vetorial para a aplicação do teste de aleatoriedade. As amostras apresentaram uma distribuição espacial randômica. A Figura 1 apresenta o mapa contendo os pontos de amostragem que foram visitados para as sete classes utilizadas nesse trabalho. Das 154 amostras utilizadas como dados de referência, 91 foram coletadas *in loco* e 63 diretamente na imagem MSI Sentinel-2.

Aquisição da imagem MSI Sentinel-2

Foi utilizada a imagem MSI Sentinel-2A adquirida no dia 17/03/2016, em nível 1C de processamento, que conta com a imagem geometricamente corrigida (ortoretificada), valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) e resolução espacial de 10, 20 e 60 metros. Este produto foi obtido do repositório Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/>, ESA, 2020). A imagem não apresentou cobertura de nuvens na área de estudo e foi aprovada em todos os parâmetros de qualidade do produto 1C estabelecido pela ESA, conforme o documento de requisitos da missão Sentinel-2 (ESA, 2010).

A escolha desse período para a coleta da imagem foi baseada na fase fenológica do capim-annoni-2, que nessa época apresenta-se em estágio avançado do seu ciclo vegetativo, encontrando-se num pós-florescimento, onde existe um alto grau de senescência e conseqüentemente um menor teor de clorofila, resultando em uma coloração mais amarelada frente a vegetação campestre nativa.

Pré-processamento da imagem, classificação e validação

Buscando estabelecer um protocolo factível para usuários não avançados, a imagem foi convertida apenas para reflectância do topo da atmosfera (TOA), dado que o processo de correção atmosférica demanda o uso de modelos de transferência radiativa (ou empíricos) e dados auxiliares, dificultando a operacionalização.

Dada a diferença na resolução espacial entre as bandas das imagens MSI Sentinel-2 (10, 20 e 60 m), os dados foram agrupados em dois conjuntos (de imagens) para testes de classificação. A primeira imagem foi composta pelas 4 bandas de resolução espacial de 10 metros (bandas centradas nos comprimentos de onda de 492,1; 559; 664,9 e; 832,9 nm), compreendendo a região espectral do visível e infravermelho próximo. A segunda imagem foi composta por 3 bandas de 10 metros (bandas 492,1; 559; 664,9 nm) e por 6 bandas de 20 metros (bandas centradas em 703,8; 739,1; 779,7; 864; 1610,4 e; 2185,7 nm). Esse segundo conjunto de imagens, incluindo dados da borda vermelha e infravermelho de ondas curtas, originalmente adquirido em 20 metros, foi reamostrado para 10 metros de resolução espacial pelo método do vizinho mais próximo na plataforma SNAP (*SNAP - ESA Sentinel Application Platform v2.0.2*, <http://step.esa.int>).

Para identificar as áreas invadidas por capim-annoni-2 e as unidades homogêneas presentes no Complexo Eólico Cerro Chato, foi aplicado nos dois conjuntos de imagens o classificador *Extraction and Classification of Homogeneous Objects* (ECHO) no *software Multispec 3.2* (MultiSpec v3.2, <http://engineering.purdue.edu/~biehl/MultiSpec>). O ECHO foi concebido para identificar objetos em dados multiespectrais, reunir as estatísticas desses objetos e, sempre que possível, realizar a classificação dos dados com base nos objetos identificados. Segundo Kettig (1975) ele se beneficia da informação espacial agregando em grupos pixels cujas respostas espectrais não são significativamente diferentes num sentido estatístico.

A classificação baseada em objetos pode ser uma boa alternativa aos métodos tradicionais baseados em pixels. Para suplantar o problema das resoluções diversas e o efeito de sal e pimenta, que é caracterizado por pequenos polígonos disseminados por toda área mapeada, que degrada a qualidade visual da imagem para fins de interpretação, é útil analisar grupos de pixels contíguos como objetos em vez de usar a unidade de classificação convencional baseada em pixels. Em teoria, isso reduzirá a variação espectral local causada por texturas, lacunas e sombras (YU, 2006).

A classificação foi empregada nos conjuntos de imagens Sentinel-2 que foram “empilhadas” após os procedimentos realizados no pré-processamento. Com o propósito de comparar os resultados da classificação

dos dois conjuntos de imagens, foram utilizadas as mesmas áreas de treinamento e pontos amostrais. A sistemática utilizada para a identificação das classes de cobertura da terra conforme as metodologias empregadas neste trabalho é apresentada na Figura 2.

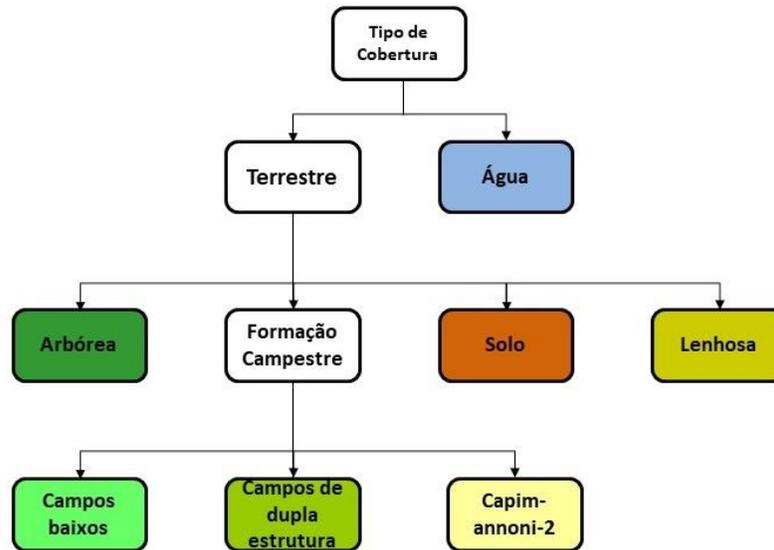


Figura 2 – Sequência geral do procedimento de classificação do uso e cobertura da terra, empregado pelo ECHO, com foco na identificação do capim-annoni-2.

O estabelecimento das áreas de treinamento para cada uma das classes utilizadas nesse trabalho, foi fundamentado no conhecimento prévio da área de estudo, na coleta de dados *in loco* e na interpretação visual das imagens MSI Sentinel-2, utilizando diferentes composições coloridas. As áreas de treinamento foram selecionadas via uso do *software Multispec 3.2*. Buscou-se a homogeneidade na delimitação e a não seleção de pixels com mistura espectral de outras classes. Foram coletados um total de 2346 pixels como amostras de treinamento, que foram distribuídos uniformemente entre as sete classes.

A etapa de avaliação estatística dos resultados obtidos nas classificações e validação foi realizada a partir da do cálculo matriz de confusão contendo os 154 pontos amostrais que foram coletados em campo neste trabalho. Essa avaliação tem o objetivo de cruzar e analisar a quantidade de pontos que caíram em classes certas ou erradas. Além da matriz de confusão também foram gerados valores de acurácia global, acurácia do usuário, acurácia do produtor e índice *Kappa*.

Para Congalton e Green (1999) a matriz de erro é uma representação da acurácia do mapa, porque permite correlacionar a imagem classificada com dados que são tidos por verdade terrestre. Assim, uma das

estimativas de acurácia da classificação é adquirida pelo cálculo da exatidão global (EG), que é a razão entre a soma de todos os elementos amostrais classificados corretamente, pelo número total de elementos. Essa medida é calculada pela equação 1:

$$EG = \frac{\sum_{i=1}^r x_{ij}}{N} \quad \text{Eq. 1}$$

Onde:

x_{ij} são os elementos da diagonal principal;

r é o número de classe;

N é o número total de elementos amostrais.

No entanto, Congalton e Green (1999) citam que a exatidão global não é o cálculo mais utilizado para a análise da confiança da classificação, esta é geralmente avaliada pelo cálculo do Índice *Kappa*. Esse coeficiente, segundo os autores, é baseado na diferença entre concordância observada (diagonal principal da matriz de confusão com a concordância entre a classificação e os dados de referência) e a chance de concordância k entre os dados de referência e uma classificação aleatória (produto entre os totais marginais da matriz). A equação 2 fornece o valor *Kappa*.

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} x_{+i})} \quad \text{Eq. 2}$$

Onde:

r é o número de classes;

x_{ij} é o número de elementos classificados corretamente;

x_{i+} é o total de elementos de referência amostrados para uma categoria i ;

N é o número total de amostras.

Análise dos dados

Inicialmente foi feita uma análise detalhada com base nos dados de campo e as respectivas curvas de reflectância no TOA. Assim, a discussão foi ancorada no uso de fotografias por classe e nas estatísticas das áreas de treinamento. Ao final da obtenção das áreas de treinamento, foram calculados a média e desvio padrão

desses grupos de pixels para cada uma das classes individualmente. A partir desses dados foram geradas as curvas do comportamento espectral da média das áreas de treinamento das classes para as duas imagens utilizadas. Esses gráficos permitem verificar se as amostras escolhidas são espectralmente distintas.

Após a realização da classificação, foi feita a avaliação da distribuição espacial do capim-anonni-2 para cada conjunto de dados. Os resultados ainda foram discutidos em função do número de bandas utilizadas para a classificação no ECHO, posição espectral dessas bandas e efeitos da resolução espacial. Para avaliar as diferenças da acurácia da classificação frente a inclusão de bandas da borda vermelha e infravermelho de ondas curtas, foram elaborados mapas de diferenças (subtração). Com a identificação das diferenças, foi possível discutir com maior propriedade a distribuição espacial do erro, identificar a posição onde ele ocorre, superando parte das limitações associadas aos índices como o *Kappa*.

As contribuições do ECHO como método de classificação são discutidas face as matrizes de confusão e índices relacionados. Ademais, as limitações e problemas são destacados, focando na detecção do capim-anonni-2 no bioma Pampa. Focando na aplicabilidade por não especialistas, o algoritmo foi avaliado em termos de número de passos, dificuldades e tempo computacional.

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Caracterização de campo e avaliação radiométrica em função da resolução espacial

O capim-anonni-2 domina completamente os campos nativos, eliminando a vegetação nativa (Figura 3a). Os campos baixos (Figura 3b) e de estrutura dupla (Figura 3c) apresentam uma vegetação tipicamente rasteira e pequenas touceiras, respectivamente. Esse padrão adere as descrições apresentadas por Trindade (2011). O solo exposto é representado principalmente por estradas, áreas de campo com solo manejado e ainda, áreas de borda das torres eólicas (Figura 3d). A classe lenhosa apresenta uma vegetação rasa formada por pequenos arbustos lenhosos, com a formação de um dossel mais elevado, maior índice de área foliar (não medido) e com maior influência dos efeitos direcionais (sombreamento interno) (Figura 3e). A vegetação arbórea ocorre principalmente em áreas de mata ciliar ou capões isolados (Figura 3f). Por fim, a classe água é tipicamente formada por lagos e represas rasas (Figura 3g).

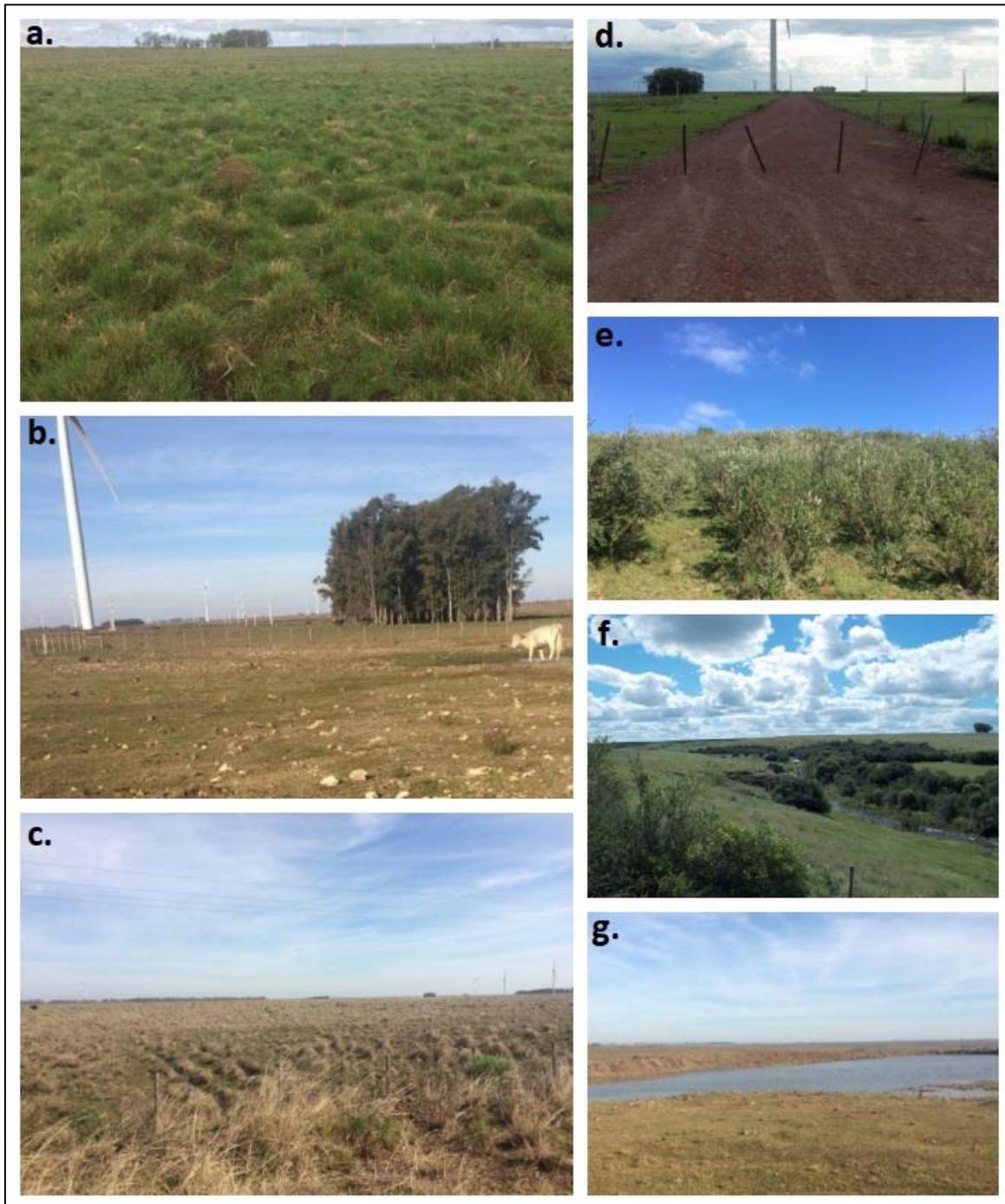


Figura 3 – Fotografias com as principais características das classes de uso e cobertura da terra utilizadas no estudo: a) capim-annoni-2; b) campos baixos; c) campos de dupla estrutura; d) solo exposto; e) áreas com vegetação lenhosa; f) vegetação arbórea e; g) água.

Para analisar a resposta radiométrica dos alvos (classes) foi utilizada a média e desvio padrão das amostras de treinamento (Figura 4). Considerando que os dados estão em reflectância do topo da atmosfera,

apenas uma comparação relativa entre os espectros foi possível. Essa análise visa identificar as bandas que apresentam as maiores diferenças entre os alvos e que possivelmente, permitam qualificar o processo de detecção do capim-anonni-2. Dado que a vegetação arbórea, água e solo exposto são facilmente discriminados, não foram incluídos na análise. Os resultados mostram que para a região do visível existe uma grande diferença das classes capim baixo (maior resposta) e vegetação lenhosa (menor resposta) (Figura 4a). Isso pode estar associado a maior ou menor isotropia do dossel (LIESENBERG et al., 2007; BREUNIG et al., 2015), conforme pode ser visto nas figuras 3b e 3e, respectivamente. Ainda considerando a faixa espectral do visível e infravermelho próximo (resolução espacial de 10 m), o capim-anonni-2 tende a apresentar maior confusão com os campos de dupla estrutura (Figuras 3a e 3c).

Quando são incluídas as cinco bandas das regiões da borda vermelha e infravermelho de ondas curtas (SWIR), originalmente adquiridas com 20 metros e reamostradas para 10 metros, o capim-anonni-2 apresenta maior variação dos campos de dupla estrutura no (SWIR) (Figura 4b). Isso possivelmente está associado a menor concentração de água nas folhas que compõem o dossel capim-anonni-2 em relação aos campos de dupla estrutura (GAO, 1996; PONZONI, 2002). Isso sugere, a priori, que a incorporação dessas bandas deverá auxiliar na detecção das manchas de infestação de capim-anonni-2.

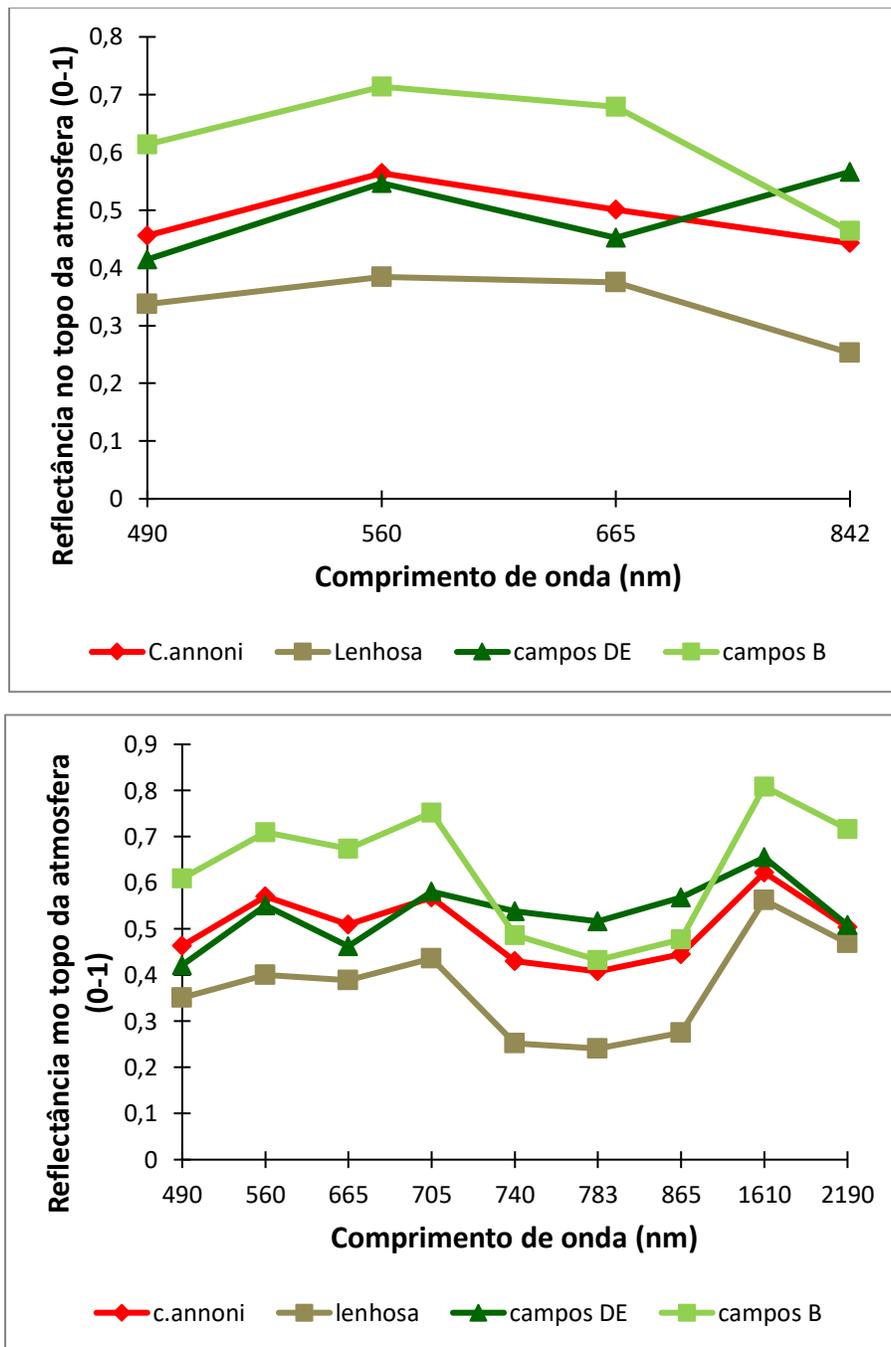


Figura 4 – Resposta radiométricas das classes de capim-anoni-2, campos baixo, campos de dupla estrutura e vegetação lenhosa para as faixas espectrais do a) visível e infravermelho próximo com resolução espacial de 10 metros e b) para o visível, infravermelho próximo, borda vermelha e SWIR com resolução de 20 metros reamostrada para 10 metros.

Dessa forma, a seleção do mês em que o capim-anoni-2 encontrava-se no seu período de “dormência” (cor mais amarelada) indica ser adequado para facilitar sua detecção. Essa situação pôde ser constada nas curvas de resposta radiométrica (Figura 4), com maior valor de reflectância na banda do vermelho (Banda 4) e valores

mais baixos na região da borda do vermelho, em relação aos campos de dupla estrutura. Ademais, Clevers e Gitelson (2013), citam a significância das bandas presentes na red edge do sensor MSI do Sentinel-2, que estão entre 705 nm e 740 nm para estimar o teor de clorofila em pastagens. Seguindo esta linha, Laurin et al. (2016), citam em seu trabalho que as três bandas da borda vermelho do Sentinel-2 são especialmente promissoras para a sua capacidade de detectar diferenças finas em pigmentos de clorofila.

Conforme destacado por Ali et al. (2016), a medição da reflectância em comprimentos de onda visíveis e infravermelhos pode permitir a discriminação de diferentes espécies e status da pastagem. Assim, as análises das relações entre as classes com as variáveis espectrais das duas imagens permitiram avaliar que houve considerável ganho de informação ao unir as bandas de 10 e 20 metros. As bandas de 20 metros do sensor MSI Sentinel-2 mostraram-se promissoras para a discriminação das distintas unidades de vegetação do bioma Pampa. Vale também destacar que as observações realizadas com as 4 bandas de 10 metros mostraram-se satisfatórias, porém com menor qualidade na identificação.

Classificação das imagens como algoritmo ECHO

Nas duas classificações houve uma boa representação das características da vegetação da região, com a predominância de vegetação campestre com alguns fragmentos da paisagem em forma de mosaico campo-floresta (BEHLING et al., 2009) (Figuras 5 e 6). Contudo, os resultados obtidos através dos diferentes produtos utilizados apresentaram distintos desempenhos (Tabela 1, 2 e 3).

A classificação das imagens de 10 metros de resolução espacial cobrindo as faixas espectrais do visível e infravermelho próximo apresentou uma acurácia global de 77,9% (Tabela 2) e com grande cobertura da área por capim-anonni-2, distribuída por toda região (Figura 5). Quando foram incorporadas as bandas de 20 metros (reamostradas para 10 metros) do MSI Sentinel-2, a acurácia global subiu para 87% (Tabela 3). Considerando a distribuição espacial do capim-anonni-2 (Figura 6), foi identificada uma maior concentração nas regiões sudeste e nordeste da área de estudo (Figura 6). Ainda, houve uma redução da identificação de capim-anonni-2 nas áreas próximas aos rios/córregos. Isso fica claro na avaliação dos erros de comissão e omissão nas matrizes de confusão apresentadas nas Tabelas 2 e 3.

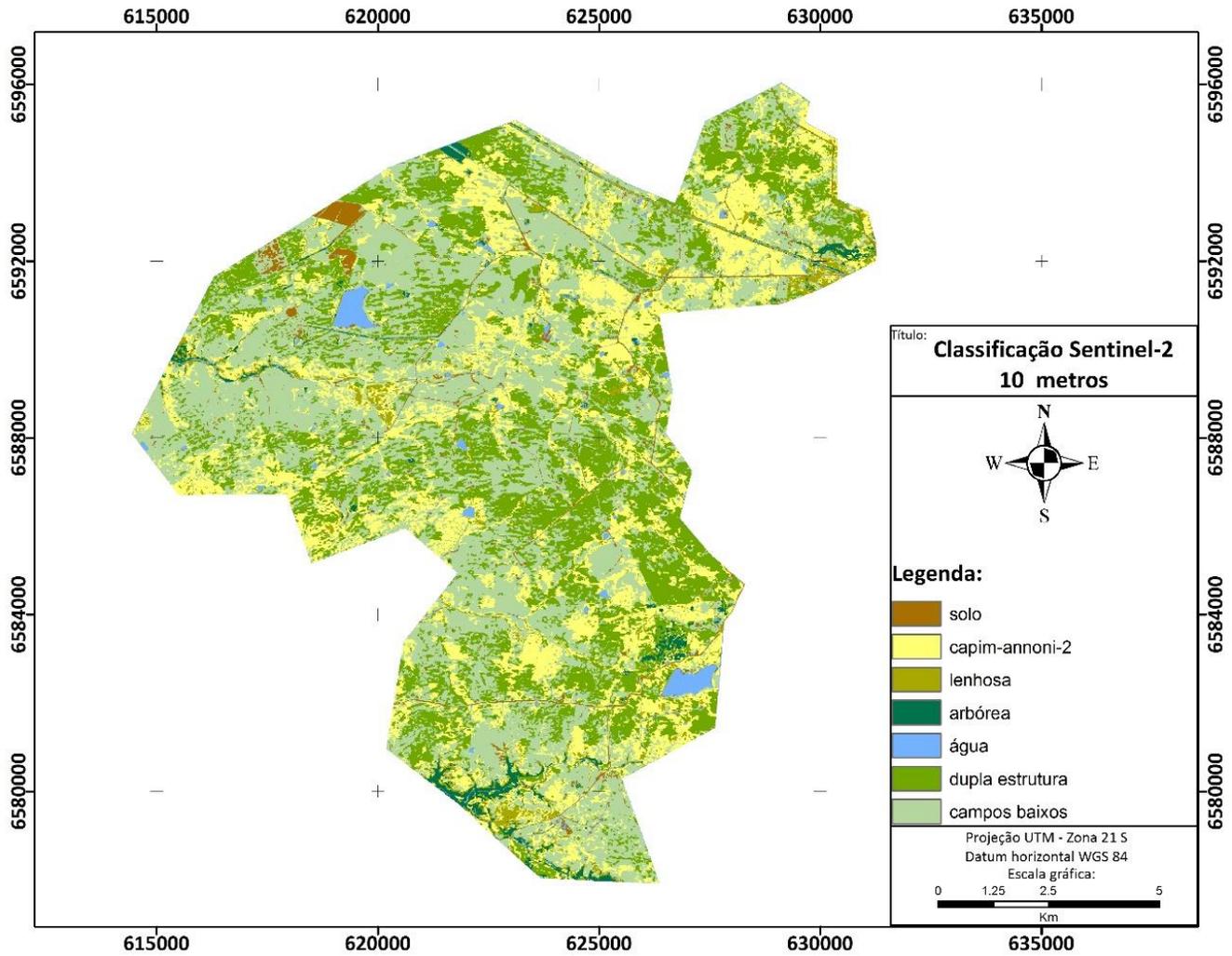


Figura 5 – Classificação da imagem MSI Sentinel-2 com resolução espacial de 10 metros adquirida em 17 de março de 2016. O algoritmo Extration and Classification of Homogeneous Objects (ECHO) foi utilizado para a classificação. Foram coletados 2.346 pixels como amostras de treinamento, que foram distribuídos uniformemente entre as sete classes.

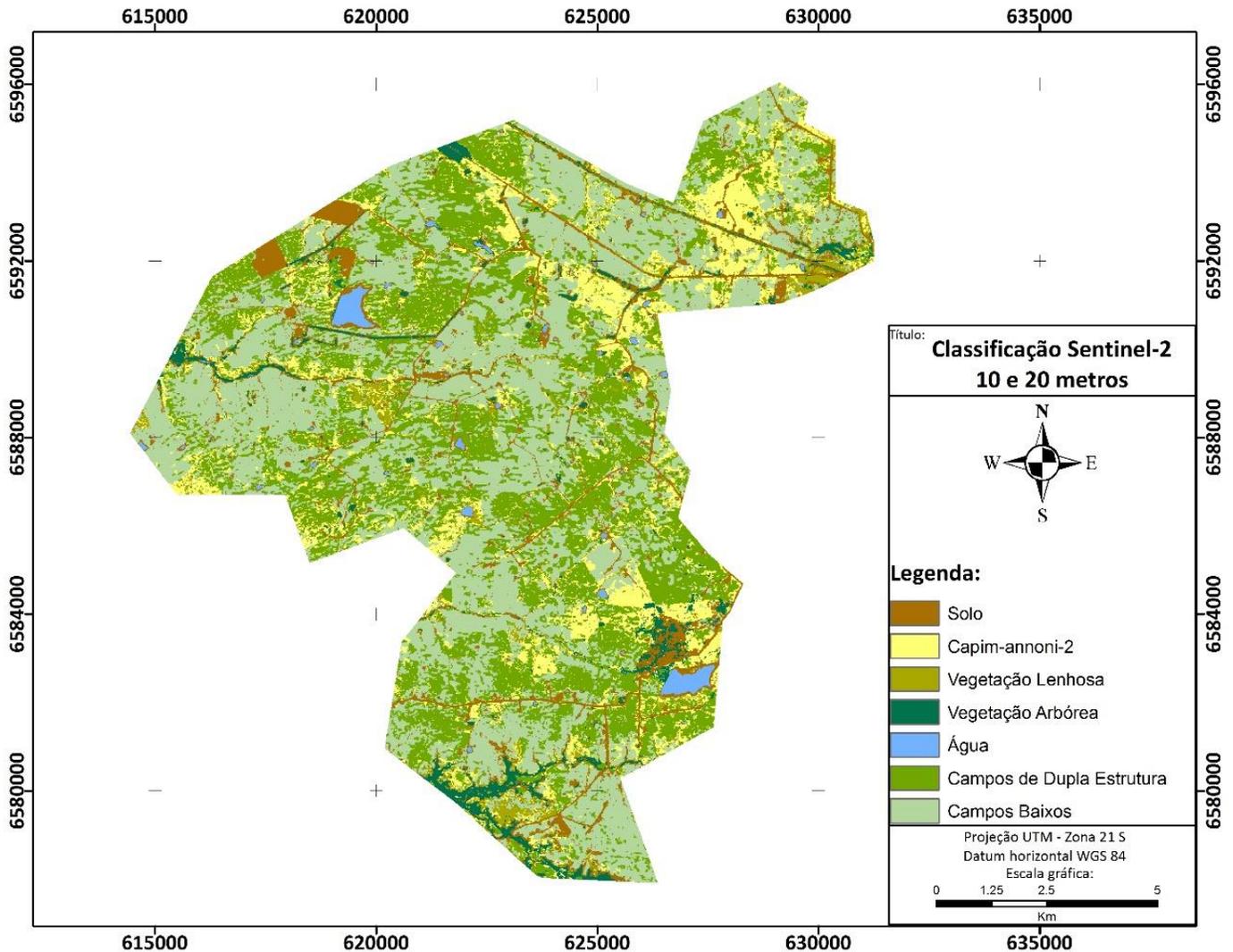


Figura 6 – Classificação da imagem MSI Sentinel-2 com resolução espacial de 20 metros adquirida em 17 de março de 2016, reamostrada para 10 metros. O algoritmo Extration and Classification of Homogeneous Objects (ECHO) foi utilizado para a classificação. Foram coletados 2.346 pixels como amostras de treinamento, que foram distribuídos uniformemente entre as sete classes.

Na avaliação quantitativa dos resultados (Tabela 1), no caso da classe capim-annoni-2, constatou-se uma superestimação em relação ao analisado nas visitas de campo, das áreas identificadas como capim-annoni-2 na imagem de 10 metros com as bandas do visível e infravermelho próximo. O produto gerado com essa imagem, apresentou 23,64% da área de estudo identificada como capim-annoni-2, enquanto a imagem de 10 e 20 metros (reamostradas para 10 metros e incluindo as bandas do SWIR e borda vermelha) apontou 13,74%. Os valores de porcentagem de infestação por capim-annoni-2 encontrados ficaram próximos ao encontrado por Cicconet et al. (2015) no mapeamento de uma parcela do Complexo Eólico Cerro Chato.

No quantitativo das classes água, campos baixos e lenhosas, a variação das áreas identificadas apresentaram pouca diferença entre os produtos gerados. Por outro lado, a classe solo apresentou diferença de 964,22 hectares entre as classificações. Essa diferença foi atribuída principalmente a classificação de área localizada ao sul da imagem que estava coberta com resteva de arroz como solo. Nessa mesma região também foram identificadas áreas classificadas erroneamente nas duas imagens como arbóreo. A Tabela 1 apresenta a participação das classes para os dois cenários de classificação.

Tabela 1 – Variação na quantidade mapeada por classe considerando a classificação das imagens de 10 metros (visível e infravermelho próximo) e com a inclusão das bandas de 20 m (reamostradas para 10 metros, das faixas da borda vermelha e SWIR).

<i>Imagem</i>	<i>10 metros</i>		<i>10 e 20 metros</i>		
	<i>Classe</i>	Area (Hectares)	%	Area (Hectares)	%
	Solo	303,87	2,03	1.268,09	8,48
	C.annoni	3.536,66	23,64	2.055,68	13,74
	Lenhosa	518,85	3,47	549,79	3,67
	Arbóreo	250,31	1,67	479,78	3,21
	Água	278,57	1,86	150,50	1,01
	Campos DE	3.887,02	25,98	4.385,36	29,31
	Campos B	6.185,55	41,34	6.070,82	40,58
	Total	14.960,83	100%	14.960,83	100%

Observando a distribuição espacial do capim-annoni-2 na classificação que considera todas as bandas, verifica-se uma ocorrência mais homogênea, estando principalmente próximas as estradas e áreas com solo degradado. Com base no conhecimento geobotânico e da distribuição dos diferentes sistemas de produção presentes na área de estudo, é possível avaliar que os resultados das classificações foram adequados, discriminando satisfatoriamente as classes de interesse nas imagens. Foi possível delimitar as diferentes formações vegetais presentes na área do Complexo Eólico Cerro Chato. Conforme foi analisado, essa delimitação foi realizada com base na existência de padrões espectrais distintos para estas diferentes formações.

Considerando a área de estudo, ambas as classificações (Figura 5 e 6) possibilitaram identificar uma parcela representativa das áreas invadidas no Complexo Eólico Cerro Chato. Os mapas delimitaram a localização

de áreas com alta infestação, viabilizando assim, uma melhor compreensão da influência das variáveis nas áreas invadidas e tomada de decisões quanto a projetos de controle.

Nesses produtos (classificações) observou-se que o capim-annoni-2 tem sua maior ocorrência na mesma área das duas abordagens (Figuras 7), ou seja, a nordeste e sudeste. Entretanto, na classificação de 10 metros, a ocorrência de capim-annoni-2 é percebida ao longo de toda área, ao contrário da imagem de 10 e 20 metros. Percebe-se também nos dois mapas a alta ocorrência da espécie invasora nas estradas e caminhos dentro da área de estudo, citado por Medeiros et al. (2009) como áreas suscetíveis à invasão.

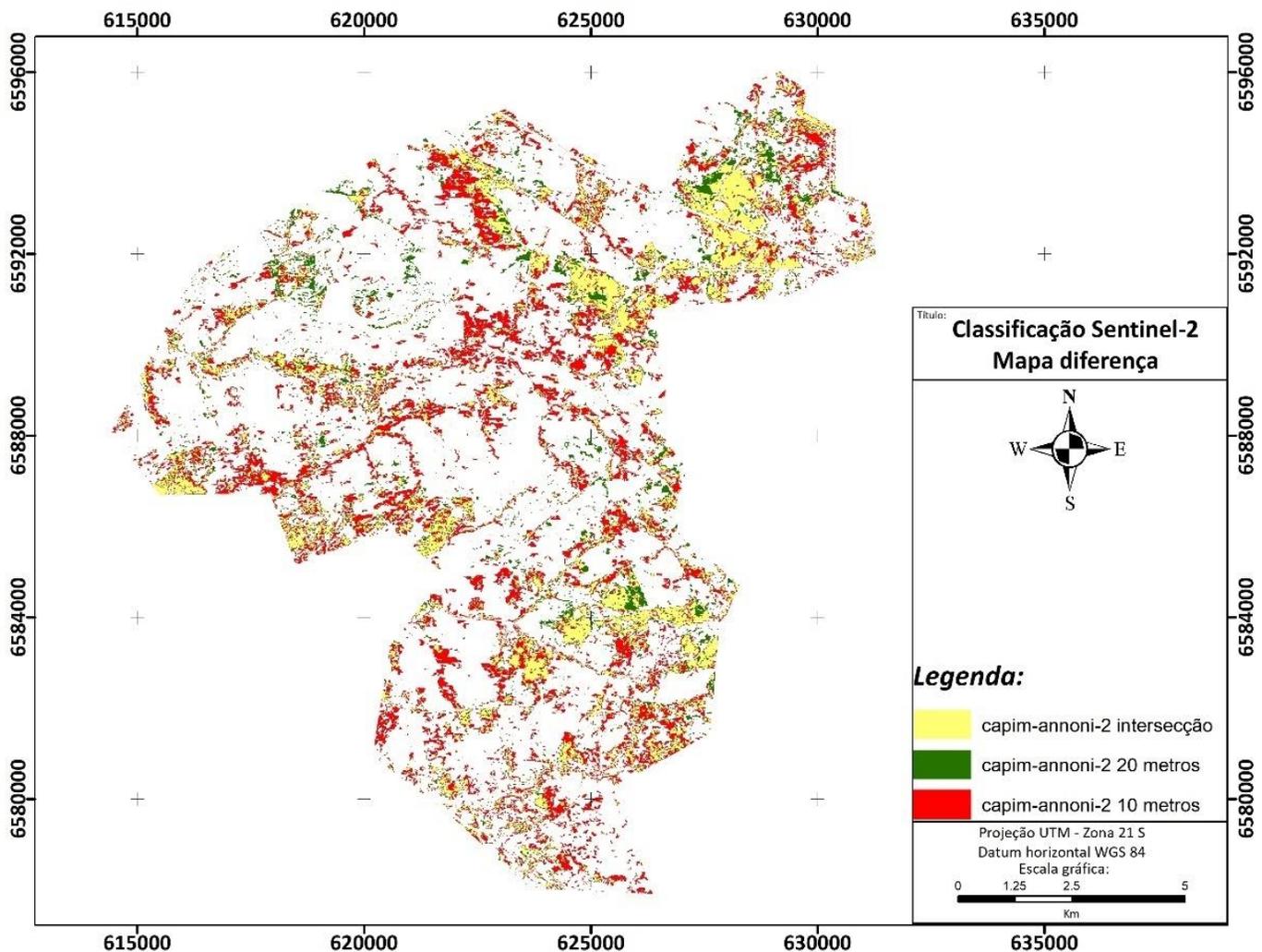


Figura 7 – Variação da distribuição espacial do capim-annoni-2 em função da resolução espacial e espectral utilizados na entrada do classificador Extration and Classification of Homogeneous Objects (ECHO).

Após a análise das classificações e as visitas de campo, foi possível verificar que a distribuição das áreas infestadas por capim-annoni-2 se estendeu principalmente: próximo a estradas, regiões com grande intensidade de intervenções antrópicas, áreas com solo degradado e calha dos cursos d'água. Esses locais são seguramente os principais vetores de dispersão da espécie invasora na área de estudo. Os resultados para as classes campos baixos e campos de dupla estrutura, mostraram-se adequados frente a distribuição dos distintos sistemas de produção presentes na área de estudo, relacionados diretamente a composição das pastagens naturais. Os locais identificados como campos baixos foram associados a propriedades com alta carga animal. Ao contrário dos campos de dupla estrutura que ficaram em sua maioria pertencentes a campos com baixa lotação animal. A distribuição da classe lenhosa se deu em áreas com grande declividade reunida em sua maioria ao redor de rios (resultando em baixa resposta radiométrica – Figura 3). A vegetação arbustiva também foi identificada em bordas viárias e distribuída de forma irregular sobre algumas áreas de campo.

Focando na avaliação da acurácia dos resultados obtidos nas classificações, a Tabela 2 e a Tabela 3 apresentam a matriz de confusão com seus respectivos valores de acurácia global e índice Kappa. Ainda são apresentados os valores calculados individualmente de acurácia do produtor e acurácia do usuário para as classes utilizadas. A classificação oriunda da imagem Sentinel-2 de 10 metros apresentou acurácia global de 77,9% e um índice kappa de 74,00%. Dos 30 pontos que foram utilizados para avaliar a classe capim-annoni-2, apenas 20 foram classificados corretamente. Observa-se na Tabela 2 que houve confusão principalmente com as classes campos baixos e campos de dupla estrutura (considerando a semelhança espectral entre essas classes, Figura 3). O classificador apresentou dificuldade com as classes campos de dupla estrutura e campos baixos, como pode ser visto nos valores de acurácia do produtor e usuário que ficaram abaixo de 72,00%. As duas apresentaram confusão entre si e com a classe capim-annoni-2. As demais classes resultantes apresentaram desempenho satisfatório.

No caso da classe capim-annoni-2, dos 30 pontos amostrais 24 foram classificados corretamente (Tabela 3), com um índice kappa superior a 84,00%. Os valores de acurácia do produtor (80%) e usuário (85,70%) foram satisfatórios. As demais classes também apresentaram um bom desempenho, como pode ser visto em seus valores de acurácia do produtor e usuário. Ao analisar o desempenho individual das classes, vale destacar a diferença entre os valores de acurácia do produtor e usuário entre as duas imagens. A classificação da imagem de 10 e 20 metros apresentou resultados destacáveis para as classes de principal interesse deste trabalho.

Tabela 2 – Avaliação da acurácia da classificação da imagem 10 metros, com as bandas do visível e infravermelho próximo. Matiz de confusão elaborada com 154 amostras.

<i>Classe</i>	<i>Solo</i>	<i>C.annoni</i>	<i>Lenhosa</i>	<i>Arbóreo</i>	<i>Água</i>	<i>Campos DE</i>	<i>Campos B</i>	<i>Total</i>
Solo	20	0	0	0	2	0	0	22
C.annoni	0	20	0	0	0	4	6	30
Lenhosa	0	2	13	1	0	0	0	16
Arbóreo	0	0	0	16	2	0	0	18
Água	0	0	0	0	19	0	0	19
Campos DE	0	6	0	0	0	14	4	24
Campos B	0	4	0	0	0	3	18	25
								154
TOTAL	20	32	13	17	23	21	28	
Acur.Usuário	100%	62,50%	100%	94,10%	82,60%	66,70%	64,30%	
Acur.Produztor	90,90%	66,70%	81,30%	88,90%	100%	58,30%	72,00%	
Acurácia global (120 / 154) = 77,9%					<i>Kappa</i> (x100)= 74,00%			

Tabela 3 – Avaliação da acurácia da classificação da imagem 10 metros e 20 metros reamostrados com as bandas do visível, infravermelho próximo, borda vermelha e SWIR. Matiz de confusão elaborada com 154 amostras.

<i>Classe</i>	<i>Solo</i>	<i>C.annoni</i>	<i>Lenhosa</i>	<i>Arbóreo</i>	<i>Água</i>	<i>Campos DE</i>	<i>Campos B</i>	<i>Total</i>
Solo	21	0	0	0	1	0	0	22
C.annoni	2	24	0	0	0	4	0	30
Lenhosa	0	2	12	1	0	1	0	16
Arbóreo	0	0	0	18	0	0	0	18
Água	0	0	0	0	19	0	0	19
Campos DE	0	2	0	0	0	20	2	24
Campos B	2	0	0	0	0	3	20	25
								154
TOTAL	25	28	12	19	20	28	22	
Acur.Usuário	84,00%	85,70%	100%	94,7%	95,00%	71,40%	90,90%	
Acur.Produztor	95,50%	80,00%	75,00%	100%	100%	83,30%	80,00%	
Acurácia global (134 / 154) = 87,0%					<i>Kappa</i> (x100) = 84,70%			

A abordagem de classificação de máxima verossimilhança foi amplamente utilizada até a década de 90, com valores de acurácia global na faixa de 70-90%. Por exemplo, Toivonen e Luoto (2003) mapearam pastagens na Finlândia com dados adquiridos pelo Landsat com uma acurácia global de 89%. Da mesma forma, Jadhav et

al. (1993) alcançaram uma acurácia global para o mapeamento de pastagens na Índia de 82%, e Baldi et al. (2006) tiveram precisão de 90-95% na caracterização de pastagens no Rio da Prata, no Sul do da América do Sul.

Considerando as vantagens do algoritmo ECHO (CHEN et al., 1993; LU et al., 2004; LU et al., 2010) verificou-se um tempo de processamento relativamente rápido (aproximadamente 10 minutos de processamento para cena utilizada) e com uma acurácia boa (Tabela 2 e 3). Em relação as limitações, destaca-se a dificuldade na separação dos diferentes tipos de formações de campo nativo de áreas não invadidas pelo capim-annoni-2.

IV. CONCLUSÃO

Um passo importante para conter infestações de plantas exóticas é identificar e mapear sua localização. Nesse sentido a classificação das imagens MSI Sentinel-2 mostrou-se eficaz, especialmente quanto todo pacote de bandas é considerado. Com os resultados pode-se aprimorar o processo de tomada de decisão por parte de gestores ambientais, auxiliando as ações de mitigação, estratégias de remoção e recuperação de áreas afetadas.

Neste sentido, os resultados deste trabalho mostraram que a classificação aplicada sobre as imagens Sentinel-2 utilizando o classificador ECHO possibilitou a identificação das unidades homogêneas de vegetação campestre do bioma Pampa, uma vez que estas unidades apresentaram diferentes padrões de resposta radiométricas. Considerando as quatro bandas adquiridas com resolução espacial de 10 metros, cobrindo a região do visível e infravermelho próximo, o índice Kappa foi de 74,00 %. Quanto as bandas de 20 metros de resolução espacial (borda vermelha e SWIR) foram incluídas, houve um significativo incremento do acurácia, representado por um índice Kappa de 84,7%. O algoritmo ECHO conseguiu superar as semelhanças espectrais entre o capim-annoni-2 e os campos de dupla estrutura.

Na comparação das duas imagens classificadas, foi possível avaliar que o desempenho da imagem contendo as bandas de 10 e 20 metros apresentou resultados mais fidedignos com a verdade de campo. A boa performance deste produto foi devido à maior variabilidade espectral, onde destacaram-se as bandas localizadas na região da red edge, no qual tiveram alta contribuição na discriminação do capim-annoni-2, além das outras classes de cobertura. Por outro lado, a classificação a partir das imagens Sentinel-2 de 10 metros apresentou algumas dificuldades na discriminação das classes de formação campestre, mas mesmo assim apresentou resultados satisfatórios.

Quanto a protocolo para a generalização, o uso de dados de reflectância no topo da atmosfera e o algoritmo ECHO apresentou potencial almejado para detecção das invasões de capim-anonni-2. O tempo de processamento baixo e a acurácia resultante o colocam como uma opção para a generalização do processo em áreas maiores.

Agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico –CNPQ (processo n. 309030/2017-0) e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil - CAPES (processo n. 1481314) pelo auxílio financeiro para a execução do projeto. A professora Dejanira Luderitz Saldanha pelas contribuições que permitiram o desenvolvimento deste trabalho. Agradecemos ainda às pertinentes considerações dos revisores anônimos.

V.REFERÊNCIAS

- AB'SABER A.N. 1969. Participação de Superfícies Aplainadas nas Paisagens do Rio Grande do Sul – Geomorfologia. Instituto de Geografia (Universidade de São Paulo) 11: 1-17.
- ALI, I. et al. Satellite remote sensing of grasslands: from observation to management. *Journal of Plant Ecology*, v. 9, n. 6, p. 649-671, 2016.
- ALLEN, C; JOHNSON, A; PARRIS, L. A framework for spatial risk assessments: potential impacts of nonindigenous invasive species on native species. *Ecology and Society*, v. 11, n. 1, 2006.
- ATLAS SOCIOECONÔMICO DO RIO GRANDE DO SUL. Características do território. Disponível em:< <http://www.scp.rs.gov.br/atlas>.> Acesso em: 27 fev. 2012.
- BALDI, G; GUERSCHMAN, J. P.; PARUELO, J. M. Characterizing fragmentation in temperate South America grasslands. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, v. 116, n. 3, p. 197-208, 2006.
- BEHLING, H. et al. Dinâmica dos campos no sul do Brasil durante o Quaternário Tardio. *CAMPOS SULINOS*, p. 13, 2009.
- BOLDRINI, I. I. A flora dos campos do Rio Grande do Sul. *Campos Sulinos: conservação e uso sustentável da biodiversidade*. Brasília: MMA, 4, 63-77, 2009.
- BREUNIG, F. M., GALVÃO, L. S., DALAGNOL, R., SANTI, A. L., DELLA FLORA, D. P., & CHEN, S. (2020). Assessing the effect of spatial resolution on the delineation of management zones for smallholder farming in southern Brazil. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 100325.
- BREUNIG, F. M., GALVÃO, L. S., DOS SANTOS, J. R., GITELSON, A. A., DE MOURA, Y. M., Teles, T. S., & Gaida, W. (2015). Spectral anisotropy of subtropical deciduous forest using MISR and MODIS data acquired under large seasonal variation in solar zenith angle. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*,

35, 294-304.

CARVALHO, P. C. F.; BATELLO, C. Access to land, livestock production and ecosystem conservation in the Brazilian Campos biome: the natural grasslands dilemma. *Livestock Science*, v. 120, n. 1, p. 158-162, 2009.

CHEN, C H, L F PAU, and P S P WANG. 1993. *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. WORLD SCIENTIFIC. <https://doi.org/10.1142/1802>.

CICCONET, N. et al. Mapeamento de ERAGROSTIS PLANA NESS (Capim-Annoni) por meio de imagens orbitais. *Revista do Departamento de Geografia*, v. 29, p. 20-30, 2015.

CLEVERS, J. G., GITELSON, A. A. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and-3. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 23, p. 344-351, 2013.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and applications*. Lewis Publishers, Boca Raton, Fla, 1999.

DRUSCH, M. et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, v. 120, p. 25-36, 2012.

EUROPEAN SPACE AGENCY (2010). GMES Sentinel-2 Requires Document <<<https://tinyurl.com/y8s4es6f>>>. acesso em: 22/02/2017.

European Space Agency (ESA), 'Copernicus Open Access Hub', Copernicus Open Access Hub (Previously Known as Sentinels Scientific Data Hub), 2020, p. n/a <https://scihub.copernicus.eu/>.

GAO, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3), 257-266.

HAGOLLE, O. et al. SPOT-4 (Take 5): simulation of Sentinel-2 time series on 45 large sites. *Remote Sensing*, v. 7, n. 9, p. 12242-12264, 2015.

IBGE, Mapa de Biomas. o Mapa de Vegetação do Brasil. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística—IBGE, 2006.

IBGE. (2004). Mapa da vegetação do Brasil e mapa dos biomas do Brasil. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em:<www.ibge.gov.br> Acesso em 01 out 2008.

JADHAV, R. N.; KIMOTHI, M. M.; KANDYA, A. K. Grassland mapping/monitoring of Banni, Kachchh (Gujarat) using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, v. 14, n. 17, p. 3093-3103, 1993.

JENSEN, J.R. *Introductory Digital Image Processing* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, p 227, 1986.

KETTING, R.L; LANDGRABE, D.A. Computer classification os remotely sensed multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objectis. *IEEE Transactions on Geoscience Eletronic*, GE-14:19-26, 1976.

LAURIN, G. V. et al. Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, v. 176, p. 163-176, 2016.

LIESENBERG, V., GALVÃO, L. S., & PONZONI, F. J. (2007). Variations in reflectance with seasonality and viewing geometry: implications for classification of Brazilian savanna physiognomies with MISR/Terra data. *Remote*

- Sensing of Environment, 107(1-2), 276-286. Liesenberg, Veraldo, Lênio Soares Galvão, and Flávio Jorge Ponzoni. 2007.
- LINDMAN, C. A. M. A vegetação no Rio Grande do Sul. Trad. A. Loefgren. Porto Alegre. Reprod. en: CAM Lindman e MG Ferri (eds.), A vegetação no Rio Grande do Sul. São Paulo, 1974.
- LU, D., HETRICK, S., & MORAN, E. (2010). Land cover classification in a complex urban-rural landscape with QuickBird imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(10), 1159-1168.
- LU, D., MAUSEL, P., BATISTELLA, M., & MORAN, E. (2004). Comparison of land-cover classification methods in the Brazilian Amazon Basin. *Photogrammetric engineering & remote sensing*, 70(6), 723-731.
- MOHRDIECK, K.H. Formações campestres do Rio Grande do Sul. In: Campo nativo melhoramento e manejo. Federacite IV, Porto Alegre: Caramurú, p.11-23, 1993.
- MultiSpec A Freeware Multispectral Image Data Analysis System v 3.2, <<https://engineering.purdue.edu/>>.
- NACHTIGAL, G. et al. Ocorrência de ferrugem associada ao capim-annoni-2 (*Eragrostis plana* Nees) na Fronteira da Metade Sul do RS. *Revista Brasileira de Agroecologia*, v. 4, n. 2, 2009.
- NOVO, E. M. L. Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações. 3ª Edição revisada e ampliada. São Paulo. Blucher, 2008.
- OLLINGER, S. V. et al. The role of remote sensing in the study of terrestrial net primary production. In: FAHEY, T. J.; KNAPP, A. K. Principles and Standards for Measuring Primary Production. New York: Oxford University Press, 2007. Cap. 11, p. 204-237. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36.
- PEREZ, N. B. et al., Programa de Controle do Capim-Annoni no Parque Eólico Cerro Chato: Diagnóstico e Proposições. Bagé: Embrapa Pecuária Sul, 2015. 31 p. Disponível em: <<http://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/136927/1/Dt-146-online.pdf>>. Acesso em: 28 out. 2016.
- PIMENTEL, D. et al. Environmental and economic costs of nonindigenous species in the United States. *BioScience*, v. 50, n. 1, p. 53-65, 2000.
- PONZONI, F. J. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: diagnosticando a mata atlântica. São José dos Campos, Brasil: INPE, 2002.
- SEGL, K. et al. S2eteS: An end-to-end modeling tool for the simulation of Sentinel-2 image products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 53, n. 10, p. 5560-5571, 2015.
- SNAP - ESA Sentinel Application Platform v2.0.2, <<http://step.esa.int>>.
- TOIVONEN, T.; LUOTO, M. Landsat TM images in mapping of semi-natural grasslands and analysing of habitat pattern in an agricultural landscape in south-west Finland. *Fennia-International Journal of Geography*, v. 181, n. 1, p. 49-67, 2003.
- TRINDADE, J.P.P. Re-conhecimento dos campos sul-brasileiros. Embrapa Pecuária Sul Fôlder/Folheto/Cartilha (INFOTECA-E), 39p, 2011.
- VITOUSEK, P. M. et al. Biological invasions as global environmental change. *American scientist*, v. 84, n. 5, p. 468, 1996.
- YU, Q., GONG, P., CLINTON, N., BIGING, G., Kelly, M., & Schirokauer, D. (2006). Object-based detailed vegetation

classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(7), 799-811.