

AVALIAÇÃO DE UM CONJUNTO DE ÍNDICES NA IDENTIFICAÇÃO DO RISCO DE OCORRÊNCIA DE DESERTIFICAÇÃO NA SUB-BACIA TAPEROÁ-PB

EVALUATION OF A SET OF INDICES IN THE IDENTIFICATION OF RISK TO DESERTIFICATION IN THE TAPEROÁ SUB-BASIN - PB

Julie Eugênio da Silva Francisco MEDEIROS, Adriano Rolim da PAZ

Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil e Ambiental – PPGECAM. Universidade Federal da Paraíba, Centro de Tecnologia. Campus Universitário, s/n. – João Pessoa-PB. E-mail: julieugenio84@gmail.com; adrianorpaz@yahoo.com.br

Introdução
Materiais, métodos e técnicas
Caracterização da área de estudo e procedimentos
Seleção preliminar dos dados
Aquisição e tratamento dos dados orbitais
Índices de Vegetação (IV)
Índices de Solo (IS)
Índices de Aridez (IA)
Índice de Impacto Humano (IIH)
Aplicação do Índice de Risco de Tendência a Desertificação (IRTD)
Resultados e discussão
Conclusão
Referências

RESUMO - Este estudo aplica a metodologia do Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD) que envolve um conjunto de índices espectrais de solo e vegetação, índices climático e de impacto humano para identificar o grau de desertificação de uma região semiárida do Brasil. Este trabalho propõe examinar, validar e adaptar a metodologia do IRTD através de uma análise temporal compreendida entre os anos de 1995 e 2015, levando em consideração a sazonalidade. Classificou o melhor intervalo de distribuição de classes, utilizando intervalo igual e quartil, além de considerar a variação do parâmetro L do SAVI (0,8, 0,9 e 1). Ademais, foram validados os resultados por dados coletados em campo, incluindo a identificação e categorização do grau de desertificação por profissionais experientes. Foram realizadas análises comparativas pixel/ponto por índices de performance, identificando as áreas com tendência, ou não, à desertificação. A aplicação do IRTD com intervalo quartil, no período seco, com parâmetro do SAVI igual a 1, foi o que apresentou melhor desempenho do que as outras variações do método. A estimativa de força motriz dos índices indicou que os parâmetros relacionados ao solo e vegetação foram determinantes quanto ao nível da classificação do risco de tendência à desertificação.

Palavras-chave: Desertificação. Semiárido. Índices. SAVI.

ABSTRACT - This study is of the Risk of Tendency to Desertification Index (RTDI). It comprises a group of soil and vegetation spectral indexes, climate indexes and human impact to identify the degree of desertification of a semiarid region of Brazil. This study the goal is to examine, validate and adapt the RTDI methodology in the considering a temporal analysis between the years of 1995 and 2015 taking into account the seasonality. The RTDI was also tested according to the class distribution range, using equal and quartile intervals, considering the variation of the SAVI L parameter (0.8, 0.9 and 1). In addition to that, the results of the collected field data were validated including the verification and categorization of the desertification degree according to experienced professionals. It was done comparative analysis pixel / point by performance indexes, identifying areas that are susceptible to desertification, according to the field survey and the estimates obtained the RTDI. The application of the RTDI with quartile interval class distribution, during the dry period and using the SAVI parameter L =1, presented better performance than the other method variations. The applied indexes driving force estimates showed that the parameters related to the soil and vegetation were decisive in terms of the classification level of the risk of tendency to desertification.

Keywords: Desertification. Semiarid. Indexes. SAVI.

INTRODUÇÃO

As regiões semiáridas ocorrem em diferentes partes do mundo (UNCCD, 1994; Ab'saber, 1999; Cirilo, 2008) e são conhecidas por apresentarem condições climáticas, sociais e econômicas adversas (Lima et al., 2004; Cirilo, 2008; Santos et al., 2014; Barbosa et al., 2015). Essas condições desfavoráveis, conseqüentemente, geram a predisposição à desertificação (UNCCD, 1994; UNCED, 1992; PAN-BRASIL, 2004), que é o resultado da degradação da terra em regiões

semiáridas, acrescido de atividades antrópicas (Ladisa et al., 2012; Tavares et al., 2015).

O fenômeno da desertificação, sua localização, monitoramento e medidas para mitigação têm sido alvos de diversos estudos devido a sua considerável extensão territorial e impactos que podem se estender ao longo de várias gerações. Ela pode exaurir os recursos naturais, interferindo na capacidade do meio ambiente de se regenerar (D'odorico et al., 2013; Mau et al.,

2015; Azzouzi et al., 2017).

Desde a década de 70, a desertificação tem sido o centro de diversos esforços governamentais no âmbito nacional e internacional por meio de eventos, encontros, convenções, conferências, acordos e leis envolvendo, simultaneamente, vários países e diferentes instituições (Pae, 2011; Salih et al., 2017; You, 2017). E o uso de indicadores tem se mostrado um instrumento simples e eficaz nesse contexto e, associado à tecnologia do Sensoriamento Remoto (SR), tem sido bastante explorado, pois tem contribuído com o mapeamento, quantificação, qualificação e monitoramento da desertificação (Salvati et al., 2009; Becerril-Piña et al., 2015; Noyola-Medrano & Martínez-Sías, 2017).

A UNCCD aprovou a busca de três indicadores mínimos para encontrar um equilíbrio ambiental, sendo eles: *i*) o estado e as mudanças da cobertura da terra; *ii*) produtividade da terra; e *iii*) os estoques de carbono abaixo do solo. Isso porque, em 2007 a assembleia geral da ONU proclamou os anos de 2010 a 2020 como a Década das Nações Unidas sobre Desertos e Lutas contra a Desertificação, visto que, apesar dos esforços que vinham sendo realizados por anos, a desertificação e suas consequências têm aumentado (Zonn et al., 2017).

O Brasil se destaca pela extensão de sua região semiárida com mais de um milhão de quilômetros quadrados (SUDENE, 2017). Por isso, muitos estão na busca de encontrar uma metodologia adaptável, que seja fácil replicar e que tenha um baixo custo. Isso é um desafio que tem resultado em um acervo de inúmeras pesquisas usando diversas técnicas, porém, até o presente momento, segue sem consolidação

(Kairis et al., 2014; Becerril-Piña et al., 2015; Vieira et al., 2015; Noyola-Medrano & Martínez-Sías, 2017).

Becerril-Piña et al. (2015) desenvolveram uma metodologia para identificar o Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD), a qual aplica um conjunto de índices ambientais (vegetação e solo), climático e antrópico, e aplicaram numa região semiárida do México, concluindo que era adaptável e de baixo custo. Com essa premissa, este estudo teve como proposta adaptar a metodologia para parte do SAB, ou seja, customizar o método de acordo com as características da região e validar a sua aplicabilidade no espaço-temporal, algo essencial para qualquer metodologia.

Na pesquisa, foi aplicada a metodologia do IRTD de forma sazonal (período seco e chuvoso).

Também se analisou qual método de intervalo de classes representa melhor a área de estudo de acordo com os valores dos índices da região. E, para aprimorar a proposta, os valores do parâmetro L do *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) foram variados e validados com visitas de campo que classificaram a área de estudo de acordo com o grau de desertificação.

O espaço geográfico da pesquisa envolveu uma área na região semiárida brasileira, a sub-bacia Taperoá, localizada no estado da Paraíba que envolve, em parte, uma das localidades considerada como uma das mais secas do país (Xavier et al., 2012). E como área piloto para visita de campo foi selecionada dentro da sub-bacia Taperoá uma Área de Preservação Ambiental (APA). Como escala temporal, a pesquisa envolveu os anos de 1995 a 2015.

MATERIAIS, MÉTODOS E TÉCNICAS

Caracterização da área de estudo e procedimentos

Os materiais utilizados no presente estudo envolveram o software de Sistema de Informações Geográficas (SIG) de acesso livre, o QGIS. Além disso, foram usados dados de estimativas populacionais e setores censitários e dados meteorológicos obtidos de fontes oficiais, dados de SR e coordenadas geográficas coletadas por aparelho receptor Sistema de Posicionamento Global (GPS) de navegação.

De forma resumida, as etapas desenvolvidas na pesquisa envolveram cálculos de índices espectrais; estimativa populacional; setor

censitário e meteorológico. Em todos esses cálculos foi levado em consideração a escala espacial, resolução de 30 metros e temporal os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, período seco e chuvoso. Em seguida, com os dados espacializados, foram realizadas as álgebras de mapas, tomando por base a metodologia adotada por Becerril-Piña et al. (2015), para o cálculo do IRTD. Paralelamente, foram feitas visitas de campo para coletar as coordenadas geográficas da região e caracterizá-la, um total de 43 pontos de visitação. Depois, foi realizada a validação dos resultados das álgebras de mapas com a caracterização adquirida em campo e avaliado o

índice de maior peso.

A pesquisa se desenvolveu em um recorte geográfico do SAB, precisamente na sub-bacia do Rio Taperoá, localizada na Paraíba. Como

área piloto para visitas de campo, foi selecionada uma região localizada a sudeste da sub-bacia do Rio Taperoá, esta, por sua vez, denominada como APA do Cariri (Figura 1).

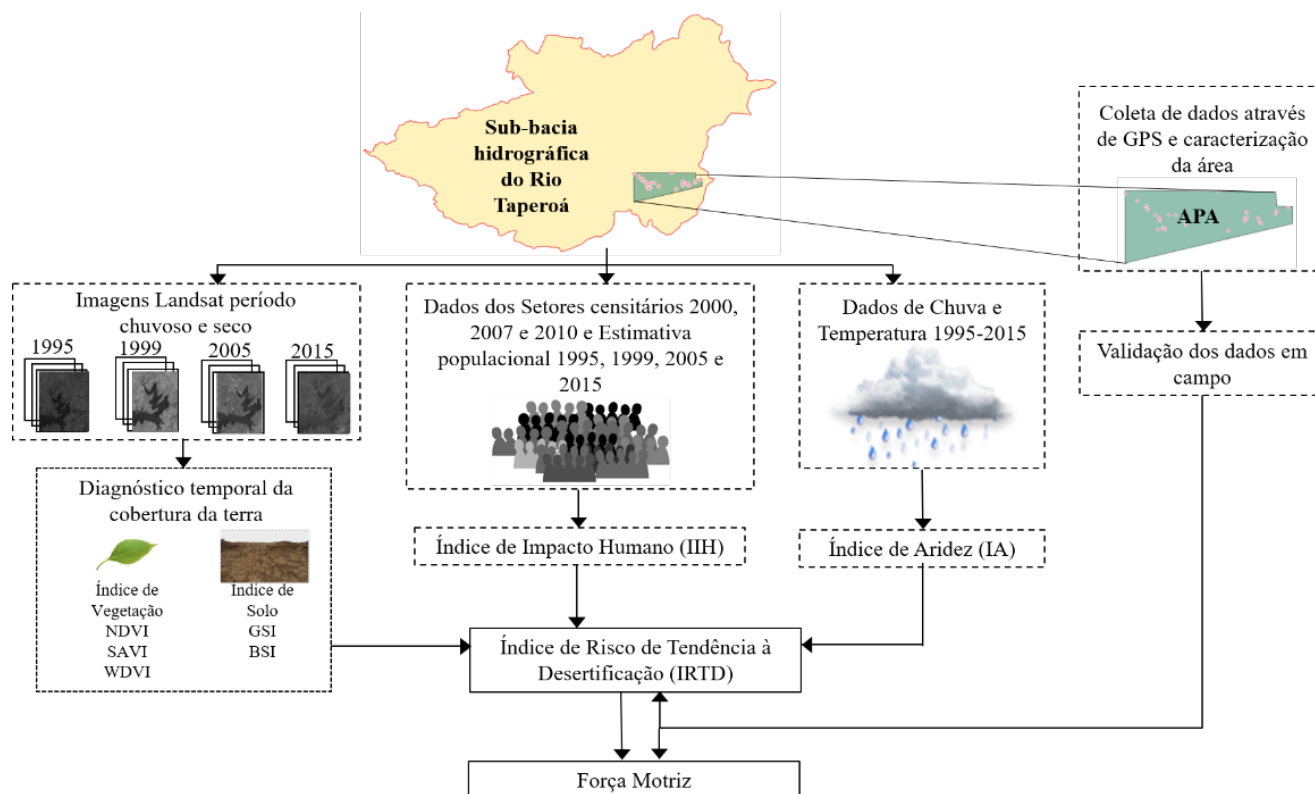


Figura 1 - Fluxograma da metodologia do trabalho.

A sub-bacia deságua no açude Boqueirão, que abastece a maior zona metropolitana do interior do Nordeste com quase 700 mil habitantes (Lima et al., 2019). Ela recobre uma região que está entre as mais secas do Brasil, conhecida regionalmente por Cariri Paraibano (Xavier et al., 2012), e abrange uma pequena porção da microrregião do Seridó que possui um dos núcleos desertificados.

Localizada na região central do estado da Paraíba, a sub-bacia do rio Taperoá compreende uma área de drenagem de aproximadamente 5.600 km², englobando, total ou parcialmente, 23 municípios e abrange as Mesorregiões da Borborema, Agreste e Sertão Paraibano. E ao Sudeste da sub-bacia Taperoá fica localizada a APA do Cariri, decretada desde junho de 2004 pelo Decreto n.º 25.083 do Governo do Estado da Paraíba medindo uma área de aproximadamente 18.560 ha. Está situada entre os municípios de Cabaceiras, Boa Vista e São João do Cariri e é situada por pequenas comunidades espaçadas com atividades agrícolas de subsistência (Figura 2).

Por apresentar vegetação predominantemente Caatinga, diversificada pelo processo de desertificação, tomou-se por base a classificação de níveis de desertificação realizada por Souza &

Souza (2016), para classificar as formas de degradação em 4 níveis: Baixo, Médio, Alto e Extremo. Foi levado em consideração alguns aspectos analisados em campo, sendo eles a diversidade, densidade, extrato da vegetação e solo exposto, conforme mostra a tabela 1.

Seleção preliminar dos dados

Aquisição e Tratamento dos Dados Orbitais

Os dados orbitais foram adquiridos através do site *U.S Geological Survey (USGS)*. Foram selecionadas imagens Landsat TM 5 e Landsat OLI 8, cena 215/65 que compreende toda a área de estudo. A seleção das imagens foi feita de acordo com o período dos meses considerados chuvosos (março a maio) e secos (setembro a novembro) nos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

As imagens selecionadas para o desenvolvimento desta pesquisa tiveram que atender aos seguintes critérios: ter no máximo um percentual de 20% de cobertura de nuvens, pois as nuvens contaminam os resultados da pesquisa (Miyazaki et al., 2016), e ter, no mesmo ano, uma imagem correspondente ao período seco e outra ao período chuvoso, pois a variabilidade climática influencia nos resultados dos índices espectrais (Tomasella et al., 2018).

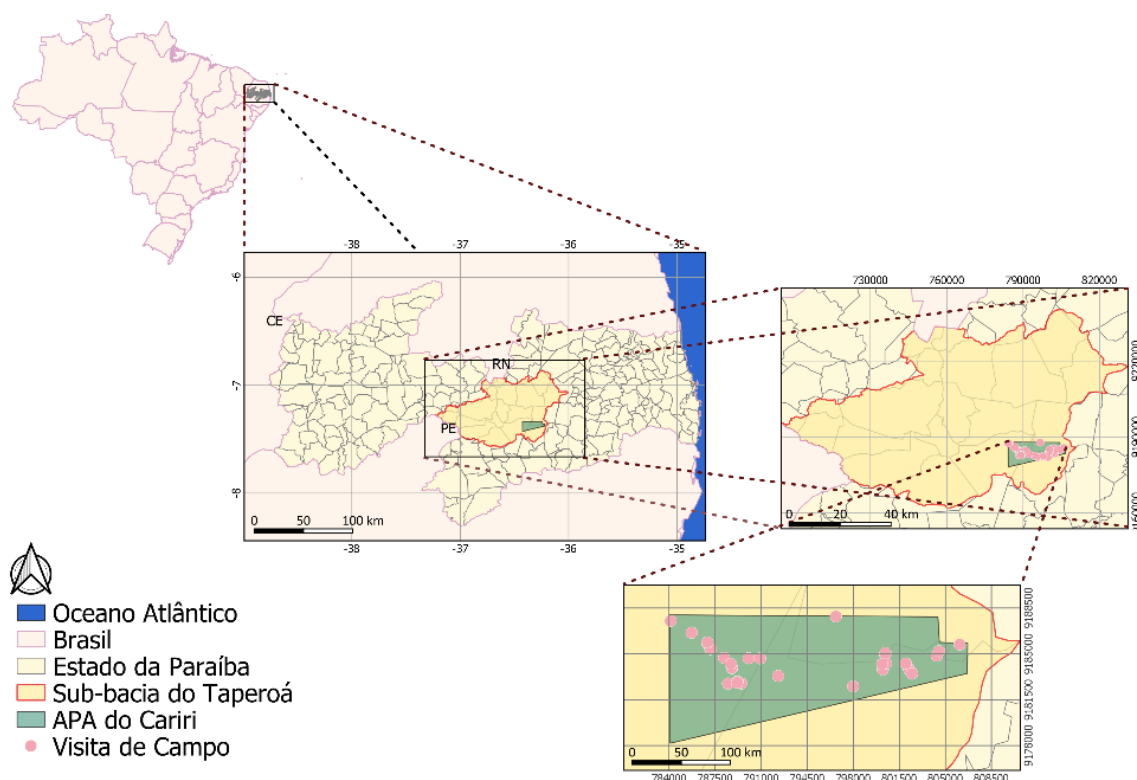


Figura 2 - Área de localização da sub-bacia do Taperoá e da APA.

Tabela 1 - Caracterização do grau de desertificação na área piloto.

Nível de Degradação	Caracterização das diferentes formas de degradação da Caatinga
Baixo	Arbórea Arbustiva Fechada: Área com pouca atividade antrópica, e elementos ambientais favoráveis (solo e umidade). E Arbustiva Arbórea Fechada: área com um pouco mais de atividade antrópica comparada à Arbórea Arbustiva Fechada, e com ambiente menos favorável, solos menos profundos e maior problema de drenagem, podendo ser classificada como uma “caatinga secundária em avanço estágio sucessional”;
Médio	Arbustiva Fechada: Área que corresponde já a uma Caatinga com pequeno grau de degradação, com manchas de solo expostos, mas ainda com forte presença de cobertura vegetal. Essa pode ser caracterizada como uma área onde a sucessão ecológica está em fase intermediária;
Alto	Arbustiva Semiaberta: Estágio de degradação avançado, apenas com pequenas ilhas de vegetação e maior parte do solo recoberta por plantas herbáceas. Tem uma vegetação de caracterização de sucessão regressiva (alto);
Extremo	Arbustiva Aberta: Área mais degradada. Com maior presença de solo exposto, apresenta vegetações arbustivas ainda mais isoladas em relação ao estágio anterior.

Fonte: Adaptada de Souza et al. (2008) e Souza & Souza (2016).

Os pixels contaminados por nuvens foram extraídos das imagens, e as imagens correspondentes a cada período (chuvoso e seco) foram mescladas, prevalecendo a média dos pixels.

Índices de Vegetação (IV)

Em geral, os IV são utilizados para explorar as propriedades espectrais da vegetação, para várias análises relacionadas à vegetação, seja sobre sua presença, ausência, quantificação ou saúde (Ponzoni et al., 2012; Meneses et al., 2019).

O NDVI é o índice de vegetação mais comumente usado em todo o mundo para o monitoramento vegetal em diferentes aspectos (Tanajura et al., 2005; Zanzarini et al., 2013; Gopinath et al.,

2015; Birtwistle et al., 2016). E é muito usual quando se trata de mapeamento da variação temporal da vegetação (Cao et al., 2016; Lamchin et al., 2016).

No Brasil, as aplicações do NDVI também têm sido feitas em diversos estudos para identificar regiões em processo de desertificação, tais como: identificação da dinâmica da cobertura vegetal; avaliação das características ambientais; análises do comportamento da cobertura vegetal, comparando períodos secos e chuvosos (Rosembach et al., 2005; Melo et al., 2011; Albuquerque et al., 2014; Aquino, & Oliveira, 2012 (Equação 1).

Desenvolvido por Huete (1988) o SAVI é um

aperfeiçoamento do NDVI. Ele apresenta valores que também variam entre -1 e 1, mas se diferencia por inserir uma constante L com o objetivo de atenuar a influência do solo, diminuindo seu brilho no resultado (Ponzoni & Shimabukuro, 2009). O parâmetro L, varia entre 0 e 1, diminui a interferência do solo em áreas com baixa densidade vegetativa. Quanto mais alta for a densidade, mais próxima de 0 será o valor L e quanto mais baixa, mais próxima de 1 (Huete, 1988). Nesse artigo utilizou-se além do valor padrão L=1 foram testados os valores para 0,8 e 0,9 (Equação 2).

O WDV foi criado em 1989 e, nesse índice, é feita uma correção na reflectância do infravermelho próximo para atenuar a umidade do solo, considerando a declividade da linha do solo (Clevers, 1989). O WDV também ajuda a corrigir a variação das condições de iluminação (Bouman et al., 1992) e a correção do solo descoberto permite reconhecer o quantitativo de cobertura vegetal (Consoli et al., 2006) (Equação 3).

Índices de Solo (IS)

A aquisição de densidade pedológica em tempo curto e de baixo custo, diferente dos métodos convencionais laboratoriais tem se tornado cada vez mais atrativa (Van Deventer et al., 1997; El Baroudy & Moghanm, 2014; Meneses et al., 2019).

Os estudos dos solos, em termos de recursos naturais, são essenciais, pois o solo e suas propriedades estão diretamente ligados à produção agrícola, fertilidade e retenção de água (Confaloniere et al., 2014; Chagas et al., 2016), aspectos imprescindíveis nas regiões semiáridas e no estudo dos processos de desertificação. Os dados adquiridos através de SR são capazes de fornecer informações úteis de estimativa da umidade do solo (Zhang & Zhou, 2015) e tamanho do grão (Xiao et al., 2005), características que podem indicar a degradação da terra.

Entre os indicadores e informações encontrados na literatura em relação ao estudo do solo por meio de imagem de satélites, estão o *Bare Soil Index* (BSI) e o *Grain Size Index* (GSI).

O BSI, tem valores que variam entre 0 e 200. Quanto mais próximo à 200, menor será a vegetação, ou seja, mais nu será o solo. Este índice é baseado no solo nu e na vegetação (Rikimaru et al., 2002), quanto maior for a exposição do solo, maior será o valor do pixel (Useya et al., 2019). O BSI foi desenvolvido com os dados do satélite Landsat TM tornando possível a detecção de erosão em escala nacional (Le Roux et al., 2007) (Equação 4).

Quanto ao GSI, esse varia entre os valores de -1 e 1, onde valores negativos indicam presença vegetativa e valores positivos indicam solo mais arenoso, tendo sido desenvolvido por Xiao et al. (2005), tem demonstrado resultados satisfatórios quando aplicado em regiões com características semiáridas para identificar o teor de areia e argila (Chagas et al., 2016) (Equação 5).

Índices De Aridez (IA)

O IA é um indicador numérico que mede o grau de secura do clima em uma determinada área e, por isso, tem sido um indicador bastante relevante quando se trata de mensurar o grau de desertificação (Costa & Soares, 2012). Segundo Becerril-Piña et al. (2015), este índice é do tipo climático e está associado a condições áridas, sendo expresso pela função da precipitação e temperatura (Equação 6). O Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) associa o IA à disponibilidade hídrica.

Índice de Impacto Humano (IIH)

A crise da disponibilidade hídrica afeta a população em vários aspectos essenciais. Entre esses aspectos, estão: a produção de alimentos, que reflete diretamente na desnutrição; a higiene que, conseqüentemente, prejudica a saúde através de doenças infecciosas; e o desencadeamento do êxodo, que produz a aglomeração urbana, além de poder propagar doenças endêmicas (Confaloniere et al., 2014).

Quem mais se prejudica, em geral, são as populações mais carentes que, com a escassez dos recursos hídricos, são obrigadas a percorrer longas distâncias em busca de uma nova fonte desses recursos, e esse sofrimento se estende por meses e, em alguns casos, por anos de estiagem característica da região (Souza et al., 2008).

O Índice de Impacto Humano foi calculado através da distribuição da densidade da população nos setores censitários pela área do pixel. Os dados foram adquiridos junto ao IBGE, sendo esses os dados de setores censitários referentes aos anos 2000, 2007 e 2010 e os dados de estimativa populacional dos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015. A estimativa populacional teve que ser redistribuída de forma proporcional para os setores censitários.

Depois de distribuir a população por setores censitários para os anos da pesquisa de 1995, 1999, 2005 e 2015, foi gerado, através do método de Kernel (Parzen, 1962), um raster com a distribuição da população para poder compor a álgebra de mapas com dados matriciais (Tabela 2).

Tabela 2 - Conjuntos dos índices para compor o IRTD.

ÍNDICE DE VEGETAÇÃO		
Nome	Definição	Equação
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> – NDVI)	Definido por uma equação que envolve as bandas espectrais do infravermelho próximo e a reflectância do vermelho visível. Este índice normaliza a razão simples e varia entre o intervalo de -1 a 1	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$ (1)
Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i> – SAVI)	Considera o brilho do solo, através de uma constante L, para minimizar a interferência do solo, variando entre 0 e 1. L= 1 para densidade de baixa vegetação; L= 0,5 para densidade média; e L = 0,25 para densidade alta.	$SAVI = \frac{(NIR-R)}{[(L+NIR+R)]*(1+L)}$ (2)
Índice de Vegetação de Diferença Ponderada (<i>The Weighted Difference Vegetation Index</i> – WDVI)	Baseia-se no efeito da ponderação da banda espectral do vermelho visível com a inclinação da linha do solo (sendo esse referente aos valores máximos da faixa do infravermelho próximo e do vermelho visível, representando os valores correspondentes a solo exposto). Apresenta valores de -1 a 1.	$WDVI = NIR - \alpha R$ $\alpha = \frac{NIR}{R}$ (3)
<i>Bare Soil Index</i> (BSI)	Formado através das bandas do infravermelho próximo, azul, vermelho visível e infravermelho médio, que, conforme definição, identificam o solo nu (ausência da cobertura vegetal).	$BSI = \frac{(SWIR+R)-(NIR+B)}{(SWIR+R)+(NIR+B)} * 100 + 100$ (4)
<i>Grain Size Index</i> (GSI)	Extraído por meio das bandas do visível nas faixas do vermelho visível, verde e azul e está relacionado à granulometria do solo, implicando diretamente na textura e outras propriedades físicas.	$GSI = \frac{(R-B)}{(R+B+G)}$ (5)
Índice de Aridez	Estabelecido por Thornthwaite (1941) e ajustado por Pennan (1953), a UNESCO (1979). Variando a susceptibilidade à desertificação entre 0.05-0.65, segundo Matallo Júnior (2003).	$IA = PR/ETP$ (6)
IIH	Baseado no método de Kernel (Parzen, 1962), um raster foi gerado com a distribuição da população com resolução espacial de 30x30.	

Onde: NIR = Valor da reflectância no infravermelho próximo; R = Valor da reflectância no vermelho visível; B = Valor de reflectância na banda espectral azul; α = Inclinação da linha do solo; L = Parâmetro da linha do solo; RB = R- γ (B-R); γ = Parâmetro não especificado, que depende do tipo de aerossol; C1 e C2 = Coeficientes usados para correção do espalhamento de aerossóis. G = Valor da reflectância no verde visível; B = Valor da reflectância no azul visível; e SWIR = Infravermelho médio.

Aplicação do Índice de Risco de Tendência a Desertificação (IRTD)

O IRTD foi calculado para área piloto pela abordagem que considera a análise de *Theil Sen* (Theil, 1950; Sen, 1968), onde considera-se a inclinação β de vários pares de dados de acordo com a equação 7.

$$\beta = Median \left(\frac{x_i - x_j}{t_i - t_j} \right) \quad (7)$$

Onde: i = ano final
j = ano inicial
x = índice
t = ano

Para cada índice (x) SAVI, NDVI, WDVI, BSI, GSI, IIH e IA é calculado um β com os os pares de anos (t) mais próximos: 1995 com 1999, 1999

com 2005 e 2005 com 2015, levando em consideração o conjunto de imagens correspondentes à sazonalidade do período chuvoso e seco.

Com o resultado do β para cada índice, foi feito o histograma e testada a possibilidade de trabalhar em dois métodos de distribuição: intervalo quartil e igual. Isso foi possível para todos os índices, exceto o IIH que só foi efetivado pelo intervalo igual, por conta da sua amplitude estreita, ademais, este é o único índice que não tem variação sazonal de período chuvoso e seco. Em seguida, conforme a equação 8, o IRTD foi obtido a partir da soma do β de cada índice.

$$IRTD = \beta_{IA} + \beta_{IIH} + \beta_{SAVI} + \beta_{NDVI} + \beta_{WDVI} + \beta_{BSI} + \beta_{GSI} \quad (8)$$

Os intervalos iguais e quartis foram divididos em 4 classes correspondentes ao grau de deserti-

ificação: 1 (baixo), 2 (médio), 3 (alto) e 4 (extremo). Depois, para identificar a força motriz, conforme os índices aplicados na área de estudo, foi atribuído um código a cada índice de acordo com a respectiva categoria, o que permitiu que, quando calculado o IRTD, fosse avaliado o comportamento de cada índice de acordo com o resultado apresentado, além de auxiliar na avaliação entre os IV (SAVI, NDVI e WDV) e os IS (BSI e GSI).

Após o cálculo do IRTD, foi realizado um procedimento para validar a metodologia. Para este objetivo, foram adotadas algumas métricas, um conjunto de índices de desempenho que pudesse verificar o grau de acerto da metodologia. Conforme Ezzine et al. (2017), não é encontrado na literatura, de forma consensual, qual métrica é apropriada para erros de modelo, por isso, adotamos os índices de desempenho PC, ISC, POD, FAR e BIAS.

Com o resultado do IRTD definido como valor estimado, comparou-se este resultado aos dados observados, coletados em campo, estabelecendo uma comparação de pixel e ponto. Assim, foi feita a seguinte classificação: foi tido como “ocorrência de tendência à desertificação” quando o resultado era classificado como alto ou extremo; e “não ocorrência”, ou seja, sem tendência à desertifi-

cação, quando o resultado era classificado como baixo ou médio.

Para o teste de desempenho dos dados, foram geradas análises com valor padrão do parâmetro $L = 1$ do SAVI, comumente usado na literatura para áreas com baixa densidade vegetativa. E para o resultado que apresentou melhor desempenho em relação a método de classificação e sazonalidade, foram testadas duas variantes do parâmetro L do índice base SAVI: 0,8 e 0,9. E posteriormente o resultado de melhor desempenho aplicado a todo sub-bacia Taperoá.

Em relação aos dados observados em campo, foi coletado um total de 43 pontos. Estes pontos foram divididos em dois conjuntos: um com 21 pontos e o outro conjunto com 22 pontos. Os pontos foram divididos em dois conjuntos com o objetivo de calibrar e validar os resultados quanto a alteração do valor do parâmetro L do SAVI, quantificando o grau de acerto em relação a cada parâmetro. O conjunto 1, contendo 21 pontos, foi utilizado para avaliar os resultados, enquanto o conjunto 2, com 22 pontos, foi usado para calibrar os testes realizados com os parâmetros adotados. Em seguida, foi possível comparar a força motriz de acordo com os 43 pontos de cada pixel relacionado a eles (pixel-ponto).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

No cálculo do IRTD processado para área piloto, a APA, pode-se observar que, quando se aplica o intervalo igual, a predominância dos pixels fica no intervalo classificado como alto, com algumas regiões com nível médio.

No intervalo pelo método quartil, prevalece as classes médio e extremo, com transição pela classe do tipo alto (Figura 3 e 4).

No IRTD do método de intervalo igual para o período chuvoso, pode-se ver a predominância da classe de tipo alto, com 98,79% da área, e 1,11% de regiões na classe de tipo médio. As regiões que estão predominando na classe média também foram identificadas como classe baixa no cálculo de Theil-Sen, nos IV.

No IS, essas mesmas áreas tiveram classificação média. Apenas 0,38% da área classificada como extrema é resultado de uma classificação extrema do cálculo de Theil-Sen para os IS e, ao mesmo tempo, como classe de tipo médio no NDVI.

No método igual do IRTD, no período seco, embora tenha apresentado como predominância as mesmas classes do período chuvoso,

apresentou-se maior quantidade de regiões com a classificação do tipo médio, 23,52% da área.

No IS, essas mesmas áreas tiveram classificação média. Apenas 0,38% da área classificada como extrema é resultado de uma classificação extrema do cálculo de Theil-Sen para os IS e, ao mesmo tempo, como classe de tipo médio no NDVI.

No método igual do IRTD, no período seco, embora tenha apresentado como predominância as mesmas classes do período chuvoso, apresentou-se maior quantidade de regiões com a classificação do tipo médio, 23,52% da área.

As regiões de classificação média são oriundas do cálculo de Theil-Sen dos IV e BSI, quando também foi classificado, nessas áreas, como classe de tipo baixo e, na região noroeste, ainda houve a influência do IHH com essa mesma classificação. Já a classificação do tipo alto é consequência do GSI e IA que, para essas regiões, no cálculo de Theil-Sen também foram classificadas como alto. Para o método quartil no período chuvoso, predominaram os valores de classe do tipo extremo, com 64,11% do total da

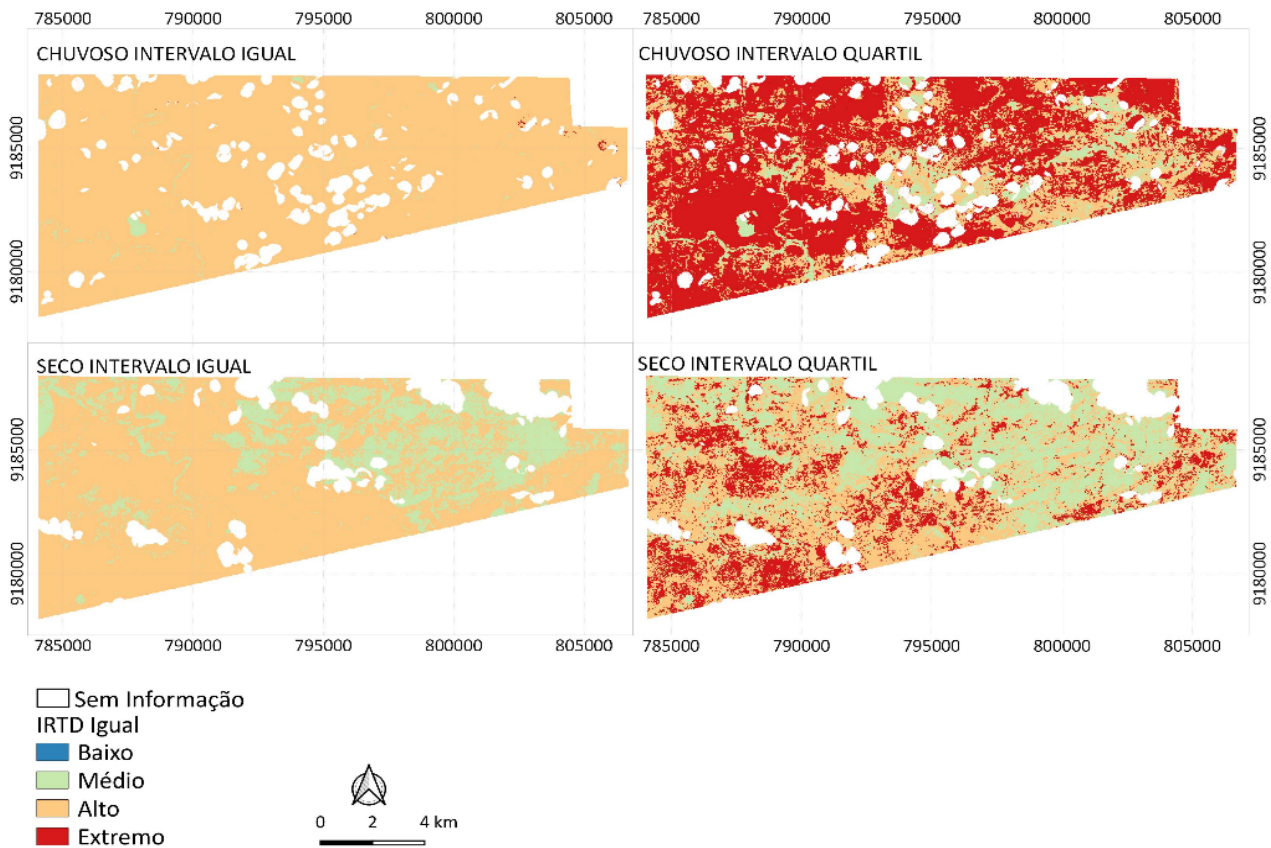


Figura 3 – Mapas de Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.

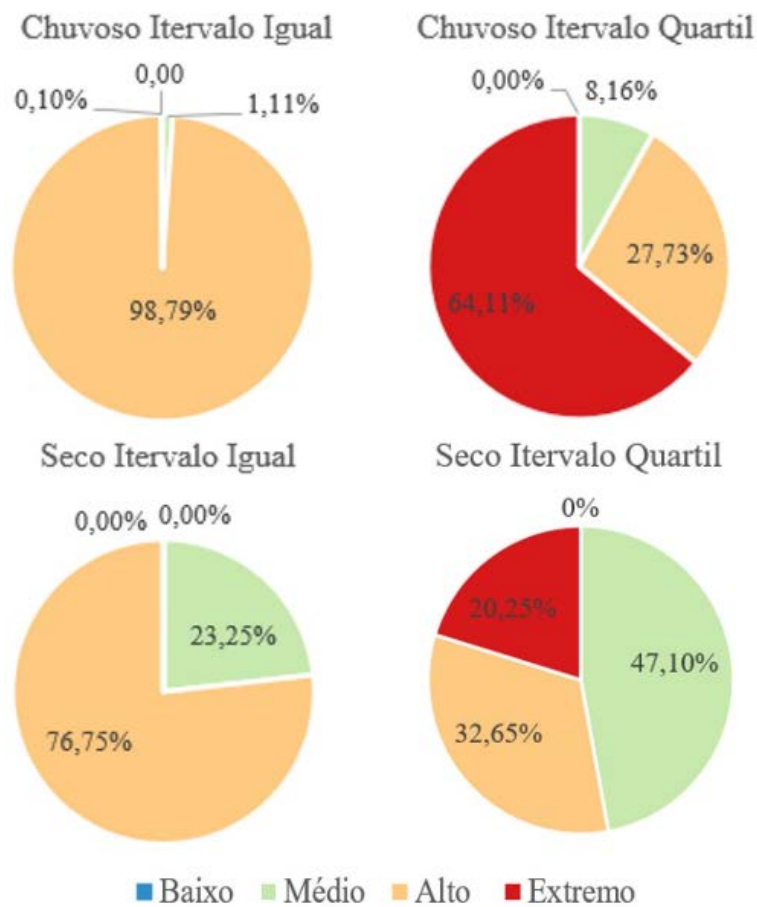


Figura 4 – Diagramas de Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.

área. A região que foi classificada como médio, 8,16%, possivelmente teve essa classificação por causa dos IV que, no cálculo de Theil-Sen, nessa mesma área, apresentou valores baixos e, no IS, essas áreas foram classificadas como médio.

Já as áreas na classe de tipo alto, 27,73% da área são reflexo do cálculo de Theil-Sen nos IS, que apresentaram classe de tipo alto e, nos IV, médio.

A figura 5 mostra o resultado do IRTD para o método de distribuição de intervalo igual e quartil, para o período chuvoso e seco, que foram reclassificados para as classes sem tendência à desertificação e com tendência à desertificação. E o conjunto número dois com 22 pontos coletados em campo, classificados como desertificados, quando

ocorreu a desertificação e como não desertificado, quando não ocorreu a desertificação.

Através da espacialização, pode-se notar que os dados de acordo com período apresentaram resultados semelhantes, apesar de métodos de classificação distintos. Embora o período seco pareça mais tendencioso à desertificação devido às características climáticas naturais da região, esse período apresentou maior quantidade de áreas classificadas como não ocorrência de tendência à desertificação.

O método do intervalo igual do período chuvoso mostrou um resultado bem semelhante do IRTD antes da reclassificação para tendência ou não à desertificação. Isso devido à homogeneidade que os dados com esse intervalo e classificação já

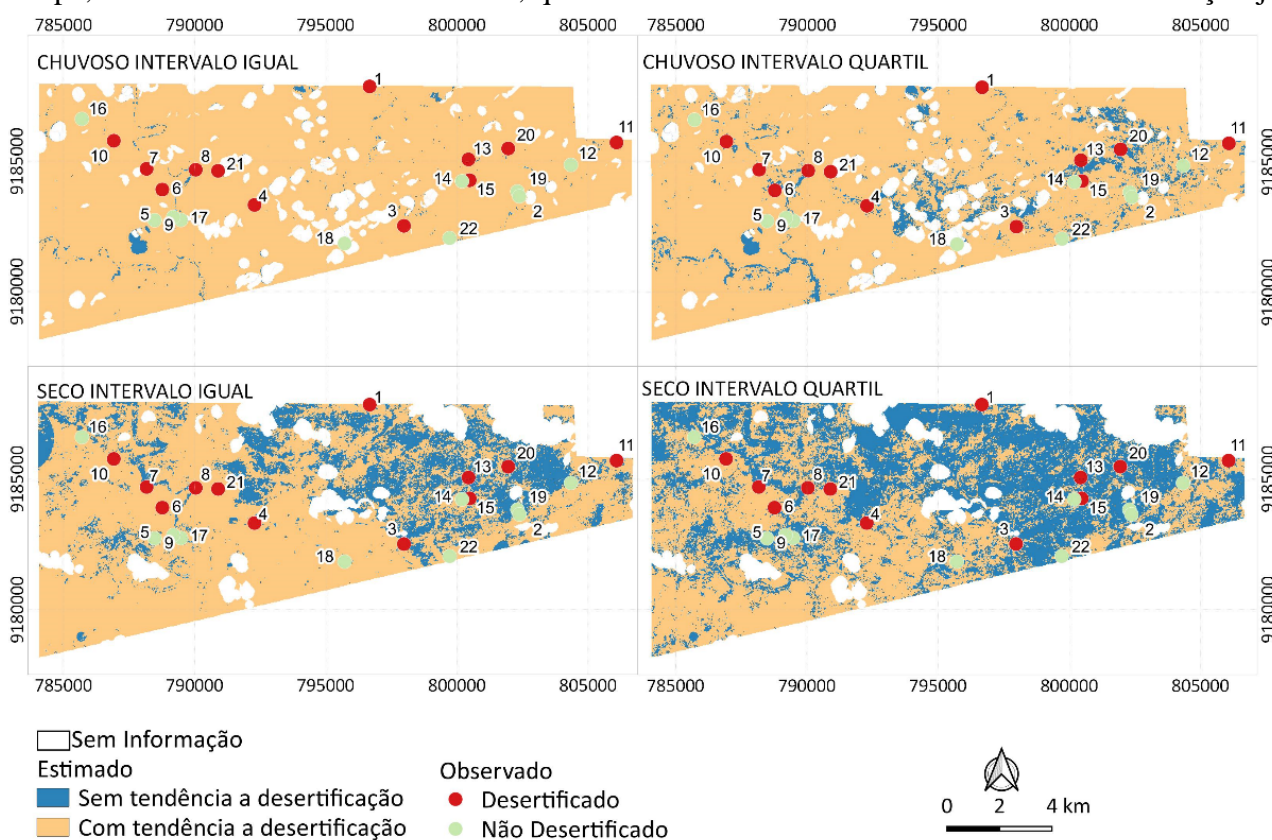


Figura 5 – Mapas de Índice de Risco de Tendência à Desertificação pelos métodos de intervalo igual e quartil para os períodos chuvoso e seco, com a classificação de tendência e sem tendência à desertificação, e a primeira amostra dos pontos observados em campo e sua classificação (não desertificado e desertificado) com 22 pontos.

vinham apresentando. Similarmente, quando usado o mesmo intervalo para o período seco, visto que o cálculo do IRTD tinha predominado às classes médio e alto, com a reclassificação não houve influência nos resultados.

Já no intervalo pelo método quartil, muitas regiões da parte central que foram classificadas como sem tendência à desertificação não se repetem nas outras situações.

Para o intervalo quartil seco, o resultado é muito próximo ao seco com intervalo igual.

Porém, classificou-se uma quantidade maior de áreas como sem tendência à desertificação, o que se nota especialmente ao Noroeste da APA.

Então, através dos índices de performance, assim como Cunha et al. (2020) abordaram anteriormente, foi possível quantificar quando houve o falso negativo e o falso positivo para cada situação. A tabela 3 mostra os resultados dos índices de performance para as quatro situações, os métodos de distribuição (igual e quartil) e o período (seco e chuvoso).

Tabela 3 - Índices de Performance (PC, ISC, POD, FAR e BIAS) de acordo com os métodos de distribuição (quartil e igual) e intervalo (chuvoso e seco) para os dados estimados, Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA e os dados observados (pontos coletados em campo).

Método de Distribuição e Período	Índices de Performance					
	PC	ISC	POD	PFD	FAR	BIAS
Intervalo Igual Chuvoso	0,59	0,57	1,00	0,90	0,43	1,75
Intervalo Igual Seco	0,64	0,60	1,00	0,80	0,40	1,67
Intervalo Quartil Chuvoso	0,50	0,42	0,67	0,70	0,47	1,25
Intervalo Quartil Seco	0,77	0,64	0,75	0,20	0,18	0,92

É possível observar que, para o POD, o método de intervalo igual, chuvoso e seco, obteve a melhor quantidade de acertos (1,0) do que quando aplicado para o método de intervalo quartil, período seco e chuvoso, ou seja, todas as vezes que foi estimada a tendência à desertificação, ela também foi observada em campo. Porém, esse resultado requer um olhar mais cuidadoso, pois, como observado na Figura 5, a distribuição espacial dos dados mostrou os mapas do intervalo igual homogêneos, com tendência à desertificação.

Por isso que, no PFD, o erro de omissão apresentou o valor de 0,90 para o método de intervalo igual chuvoso e 0,80 para o período seco, se destacando entre as demais situações, ou seja, apresentou maior quantidade de falsos positivos. Isso foi confirmado com a taxa do BIAS que foi a mais alta para superestimação, ou seja, teve muitos falsos positivos quando comparado às outras situações desse estudo, sendo os valores 1,75 para o intervalo pelo método igual no período chuvoso e 1,66 para o período seco.

O intervalo quartil chuvoso apresentou o valor do POD (0,66) mais baixo, ou seja, com menor número de acertos comparado à outras situações. Embora, como visto na Figura 5, ele apresentasse uma distribuição espacial semelhante ao intervalo quartil igual seco, os valores do POD foram diferentes entre eles. Também apresentou pior performance no PC (0,50), que significa o menor percentual de acertos, seja na ocorrência ou não ocorrência do evento. E no ISC (0,42), confirmando a fração de quando o evento foi estimado, descontando as vezes que apresentou falso positivo. O índice de performance FAR (0,47) teve o menor desempenho comparado com as outras situações nessa pesquisa, ou seja, apresentou a maior quantidade de falsos positivos.

O intervalo quartil no período seco foi o que apresentou os valores de melhor desempenho em relação aos índices de performance. Embora o

POD, quando aplicado ao método do intervalo igual, apresentasse um valor mais alto, o resultado requer um olhar mais abrangente, o que foi observado ao analisar os outros índices de performance, conforme já mencionado.

O intervalo quartil no período seco demonstrou boa performance também nos outros índices de ponderação, no PFD (0,20) e FAR (0,18), sendo um indicativo de falsa detecção, ou seja, falso positivo. O BIAS (0,91) apresentou uma pequena subestimação. No ISC (0,64) e PC (0,77), teve um bom percentual de acertos, mesmo levando em consideração a quantidade de falsos positivos. Isso significa que é mais fácil identificar a tendência, ou não tendência, à desertificação no período seco quando aplicado o método de intervalo quartil.

Avaliando Ajustes do parâmetro do Índice SAVI

Com o intuito de conseguir melhores resultados dos índices de performance do método de intervalo igual para o período seco, foram testadas variações da constante “L” do SAVI. Visto que o parâmetro “L” diminui a tendência do brilho do solo e, como na região semiárida, apesar de ter muito solo nu, é enquadrada na definição de Florestas Tropicais Sazonalmente Secas (FTSS), foram testados valores mais próximos de uma densidade vegetativa média de 0,8 e, posteriormente, retomando para valores mais próximo de uma densidade baixa de 0,9.

A figura 6 mostra a distribuição espacial para o cálculo IRTD utilizando o parâmetro 0,8 e, posteriormente, com valor 0,9 no SAVI e os pontos observados em campo. Tal figura também mostra o IRTD do método de intervalo quartil para o período seco reclassificado para as classes sem tendência à desertificação e com tendência à desertificação, e os 22 pontos coletados em campo classificados como desertificados quando ocorreu a desertificação, e como não desertificado quando não ocorreu a desertificação.

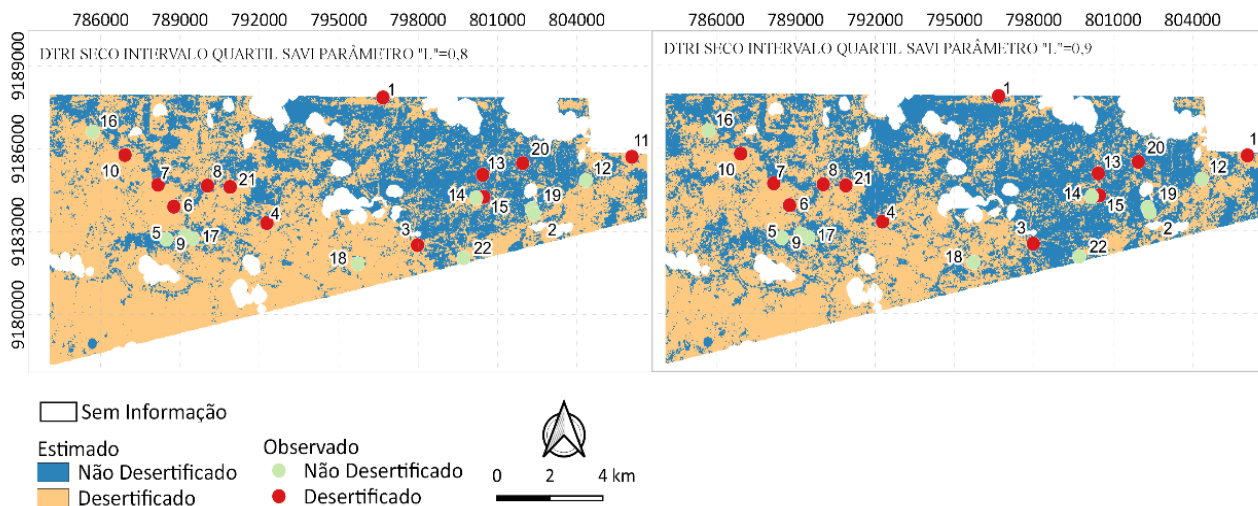


Figura 6 – Mapas de Índice de Risco de Tendência à Desertificação pelos métodos de intervalo igual e quartil para os períodos chuvoso e seco, com a classificação de tendência e sem tendência à desertificação, e a primeira amostra dos pontos observados em campo e sua classificação (não desertificado e desertificado) com 22 pontos.

Pode-se notar que, entre os valores do SAVI com parâmetro de 0,8 e 0,9, existe uma diferença significativa que é exibida entre eles na distribuição espacial. Porém, o parâmetro 0,9 não traz diferenças significativas quando comparado ao SAVI com parâmetro de valor 1.

Na tabela 4, tem-se os resultados dos índices de performance para as análises com o parâmetro do $L = 0,8$ e $L = 0,9$. Observa-se que os valores, quando aplicado o parâmetro 0,9, apresentam resultados semelhantes o parâmetro de valor 1.

Através dos índices de performance, é possível notar que o parâmetro 0,9 teve um melhor desempenho que o 0,8. Embora o POD

(0,83) para o parâmetro 0,8 tenha tido um melhor desempenho que no POD (0,75) parâmetro 0,9, nos outros índices o parâmetro 0,9 apresentou melhor desempenho. Quando se analisa o PFD (0,40) e FAR (0,29), a identificação de falso negativo para o parâmetro 0,8 teve um menor desempenho, assim como no BIAS (1,17) que apresentou superestimação, e o PC, que está relacionado à quantidade de acertos.

Também não ocorreu a melhor performance no PC, o que significa o menor percentual de acertos, e no ISC, que confirma a fração de quando o evento foi estimado descontando as vezes que apresentou falso positivo.

Tabela 4 - Índices de Performance (PC, ISC, POD, FAR e BIAS) de acordo com os métodos de distribuição (quartil e igual) e intervalo (chuvoso e seco) para os dados estimados, Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA e os dados observados (pontos coletados em campo).

Método de Distribuição e Período	Índices de Performance					
	PC	ISC	POD	PFD	FAR	BIAS
Intervalo Quartil Seco 0.8	0,73	0,62	0,83	0,40	0,29	1,17
Intervalo Quartil Seco 0.9	0,77	0,64	0,75	0,20	0,18	0,92

Medidas de Desempenho do total de Pontos observados e o IRTD, intervalo quartil, período seco, com parâmetro do SAVI 1

Após a avaliação do índice de desempenho para os métodos de intervalo quartil e igual, dos períodos chuvoso e seco, e da variação do parâmetro $L = 0,8$, $L = 0,9$ e $L = 1$, para uma amostra dos conjuntos dos pontos observados em campo, foi identificado que o melhor desempenho ocorreu quando usado o método de intervalo quartil no período seco para o parâmetro $L = 1$ do SAVI. Então, foi calculado para o conjunto total de 43 pontos os índices de desempenho.

Conforme se pode observar na figura 7, os pontos foram espacializados seguindo os resultados de identificação de tendência à ocorrência, ou não, de desertificação, sobrepondo o raster do IRTD.

Observa-se que a área estimada com tendência à desertificação a Noroeste da APA também, em sua maior parte, foi observada nos dados de campo. Assim como no Oeste da APA, que mostra algumas áreas sem tendência à desertificação, também foram identificadas áreas como não ocorrência à desertificação.

A tabela 5 mostra os índices de desempenho.

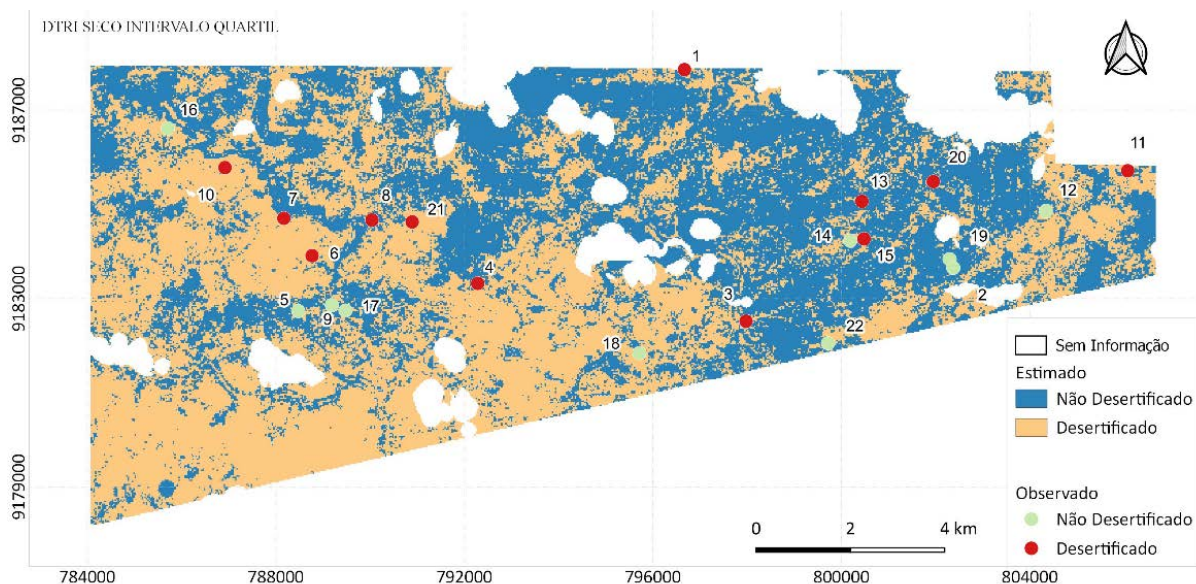


Figura 7 – Mapa dos dados estimados, o IRTD no período seco com intervalos do tipo quartil, parâmetro $L = 1$ do SAVI, e o total de dados observados em campo. Ambos classificados com a ocorrência, ou não, do fenômeno.

Tabela 5 - Índices de Performance (PC, ISC, POD, FAR e BIAS), dado estimado do método de distribuição quartil, período seco, parâmetro do L do SAVI = 1 do Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA, e os dados observados (pontos totais coletados em campo).

Índices de Performance					
PC	ISC	POD	PFD	FAR	BIAS
0,77	0,62	0,73	0,19	0,20	0,91

Pode-se notar que os valores indicam que houve uma redução de desempenho quando adicionados novos pontos na área de estudo em relação ao número de acertos, como pode se ver nos resultados do PC, ISC, POD FAR e BIAS. Entretanto, o resultado no PFD que está relacionado à quantidade de falsos negativos teve uma melhora no desempenho, o que indica que tivemos menor quantidade de áreas com resultado camuflado quanto à não detecção, falso negativo.

Força motriz do IRTD

Como observado anteriormente, o IRTD foi obtido a partir da soma do resultado do cálculo de Theil-Sen de cada índice e foi aplicado um código para cada índice com o intuito de identificar a força motriz deles. Os valores foram extraídos do IRTD classificado pelo método de intervalo quartil para o período seco, com parâmetro L do SAVI = 1.

Com os respectivos códigos atribuídos, foi possível identificar a classe quanto ao grau de desertificação de cada índice, bem como, obter o resultado da comparação do valor observado com o estimado (positivo, negativo, falso positivo e falso negativo).

Conforme mostra a figura 8, é possível identificar a força motriz entre os índices aplicados na metodologia (NDVI, SAVI, WdVI, BSI, GSI, IIH e IA) de acordo com a classificação: baixo (1), médio (2), alto (3) e extremo (4); identificando, assim, o grau de ocorrência à desertificação (positiva, negativa, falso positiva e falso negativa) conforme os dados observados em campo.

Nos gráficos classificados como positivo, apresentando ocorrência de desertificação, percebe-se que, em geral, as teias dos gráficos estão mais abertas, pois envolve as classes de tendência de ocorrência à desertificação alta (3) e extrema (4). Nota-se que dos 16 gráficos, 13 apresentaram o BSI com classe extrema.

Nos gráficos classificados como negativos, não identificando risco de ocorrência de desertificação, as teias dos gráficos estão mais fechadas, envolvendo as classificações de valores de baixa (1) e média (2) tendência de ocorrência à desertificação. É possível observar o comportamento dos IS neles, pois, dos 17 gráficos, apenas em um caso o BSI apresentou a classe extrema, do mesmo modo com os GSI dos índices de vegetação, o WdVI obteve maior peso na maioria dos resultados quando foi identificada a tendência de ocorrência à desertificação.

Nota-se que, em metade dos gráficos classificados como positivo, o WdVI apresentou classificação alta. Dessa forma, o GSI foi o índice predominante quando houve a identificação da ocorrência do risco à desertificação. Ou seja, no cálculo do IRTD, o BSI é determinante em ocorrências positivas de desertificação.

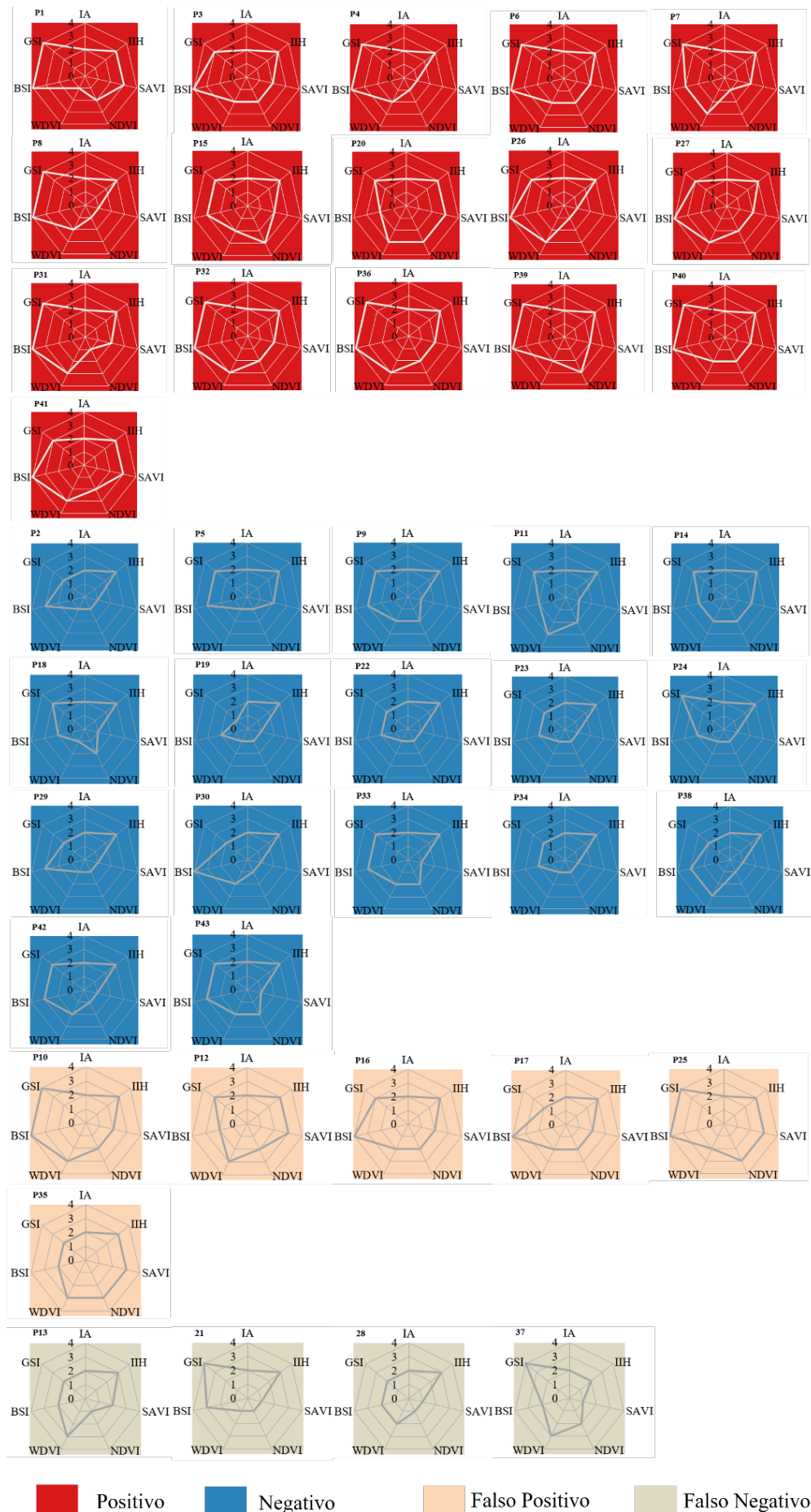


Figura 8 - Gráficos da força motriz quantificando as classes: baixo (1), médio (2), alto (3) e extremo (4) dos valores de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI, IA e IIH) estimados no IRTD e a identificação de quando houve a ocorrência à desertificação em relação aos dados observados (positivo, negativo, falso positivo e falso negativo).

Cálculo de Theil-Sen da sub-bacia Taperoá

A figura 9 mostra o resultado referente à classificação do cálculo de Theil-Sen pelo método quartil no período seco para as classes

(baixa, média, alta e extrema), exceto o IIH que foi aplicado o intervalo do tipo igual.

Para o SAVI foi aplicado o parâmetro L igual a 1. Na figura 10 mostra os respectivos gráficos.

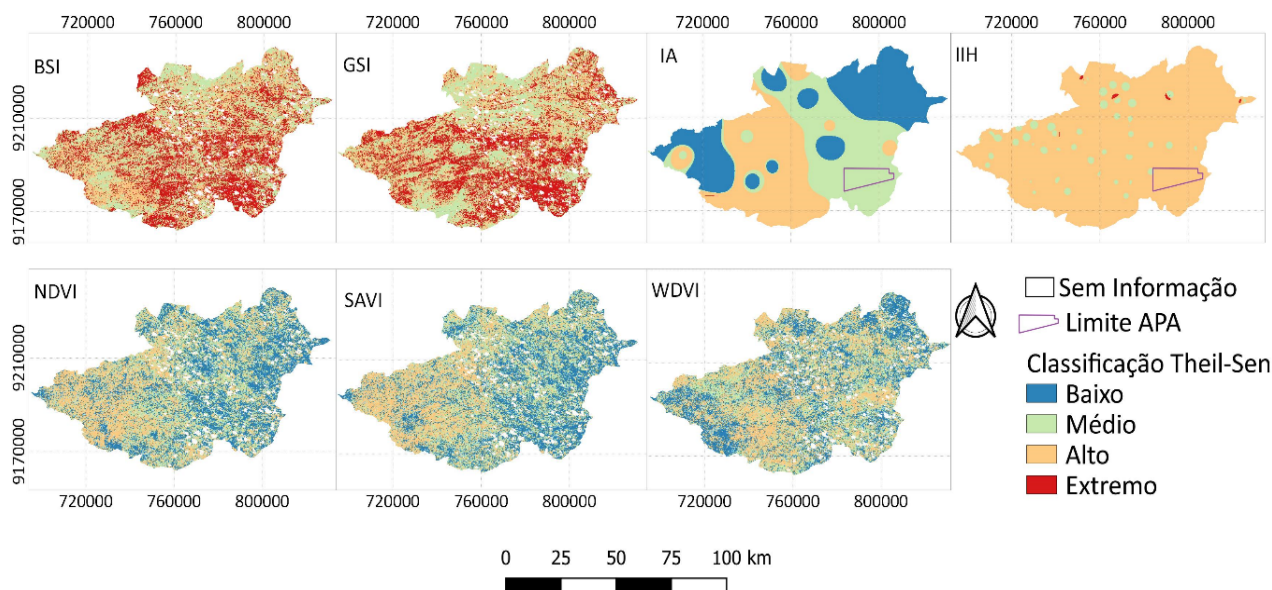


Figura 9 - Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDWI, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.

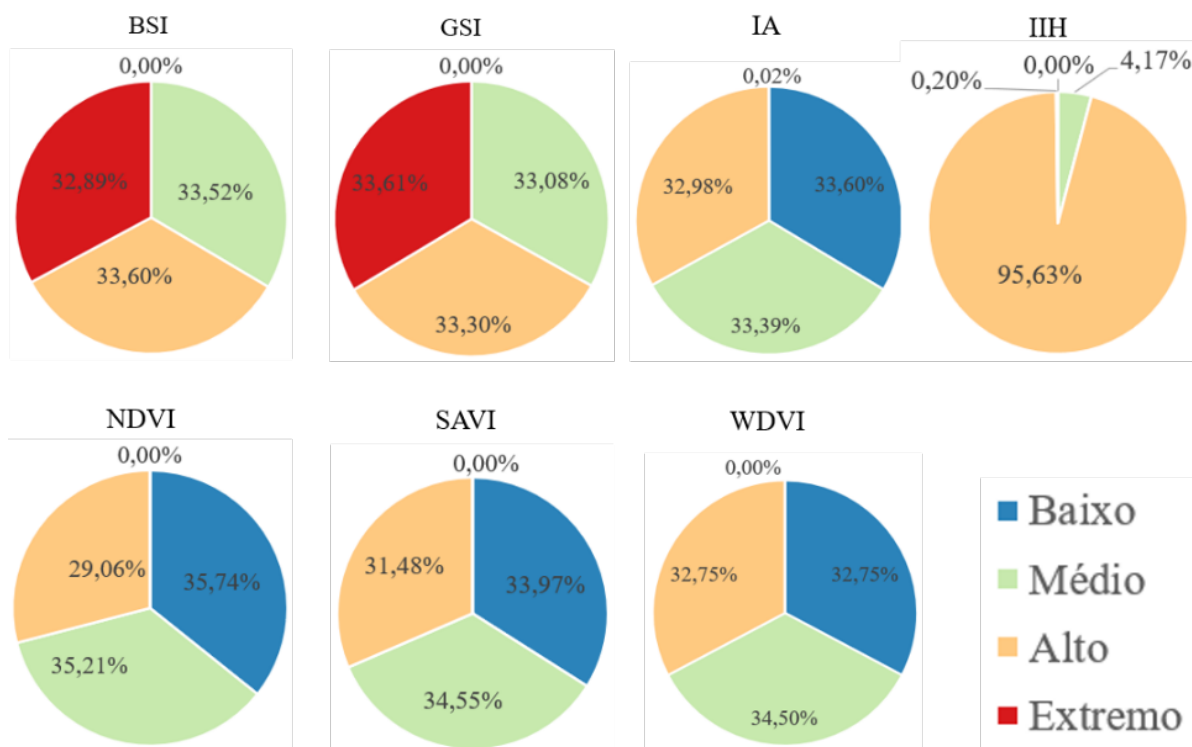


Figura 10 - Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDWI, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.

Pode se notar que, assim como foi apresentado em relação a força motriz, os IS apresentaram nível de classificação de ocorrência a desertificação, predominando as classes alta e extrema representando mais de 66% da área da sub-bacia Taperoá.

Os índices de vegetação NDVI e SAVI

apresentam espacialização semelhantes, o WDWI que apresentou uma distribuição da espacialização um pouco mais diferente dos outros índices, embora que todos tiveram predominância entre as classes média e alta, sendo um total de aproximadamente 65% da área da sub-

baía Taperoá nessas classes juntas.

E o IA assim como os IV, a predominância também foi na classe média e alta (66,37%). E o IHH predominância foi da classe alta, com apenas algumas áreas em classe média.

Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD) da sub-bacia Taperoá

A figura 11 mostra o resultado do IRTD para sub-bacia Taperoá, aplicado no período seco, com parâmetro L do SAVI igual a 1, distribuição de intervalo pelo método quartil, distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo), exceto para o IHH, que foi utilizada a distribuição pelo método igual.

A classe indicativa de tendência à desertifi-

cação que são a alta e a extrema, juntas representam 55,55% do total da área, enquanto as classes sem ocorrência à desertificação somam pouco mais de 44% da sub-bacia Taperoá.

Pode-se ver a Oeste da sub-bacia Taperoá a região com classe média. Isso é reflexo do cálculo de Theil-Sen para o IA, quando apresentou nessa região a classe baixa. Isso também se aplica dentro da área da APA, que apresenta maior quantidade da classe média.

Nas análises, pode-se observar que os IS foram bastante determinantes quanto à classificação da área. Em especial quando foi classificada como extremo, mostrando o quanto o solo da região está fragilizado.

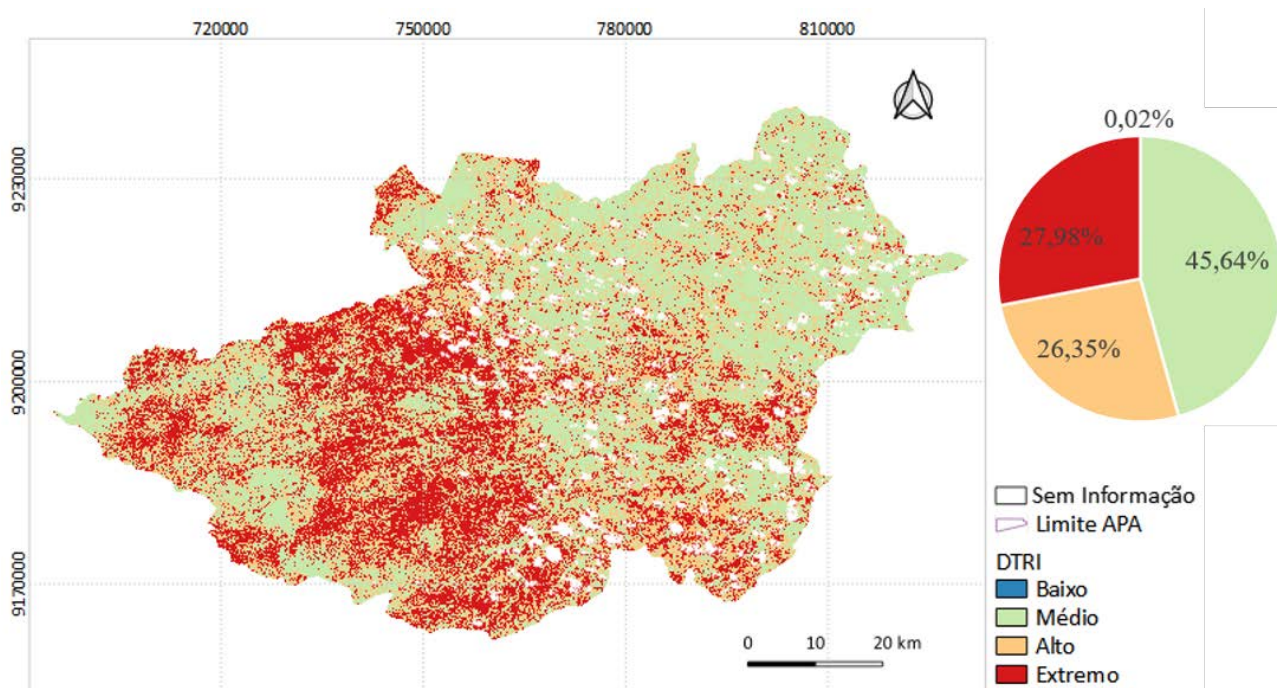


Figura 11 – Mapa do IRTD no período seco com intervalos do tipo quartil, parâmetro L = 1 do SAVI, e o total de dados observados em campo. Ambos classificados com a ocorrência, ou não, do fenômeno.

CONCLUSÕES

Com base nos estudos e análises feitos nesta pesquisa, pode-se concluir que o comportamento dos índices espectrais foi condizente com a sazonalidade da região, com grande influência da precipitação, tanto nos índices de vegetação quanto nos índices de solo. Entre os índices de vegetação, o Índice de Vegetação de Diferença Ponderada (WDVI) foi o que apresentou melhor a identificação das áreas com vegetação baixa e espaçada em relação aos outros índices, Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI), pois, no WDVI é feita uma correção para atenuar a umidade e brilho do solo, o que mostrou ser um diferencial na região aplicada.

A metodologia do IRTD proposta por Becerril-Piña et al. (2015) envolve a integração de um conjunto de índices (ambientais, climático e antrópico) para compor um único Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD). Tal proposta é de fácil replicação e considerada flexível, permitindo ajustes condizentes com a realidade da região onde será aplicada, pois pode se adaptar de acordo com os dados em geral disponíveis. Neste estudo, ela foi aplicada com o intuito de diagnosticar e avaliar o risco de tendência à desertificação. Porém, também pode ser efetuada como monitoramento, aplicada anualmente para acompanhar as mudanças e

auxiliar na tomada de decisão.

Entre as adaptações que podem ser realizadas na metodologia de Becerril-Piña et al. (2015), está a seleção de qual é o melhor método de classificação para se adotar. Visto que os dados são agrupados para identificar o grau de ocorrência à desertificação (baixo, médio, alto e extremo), o método de classificação vai variar de acordo com a área. Outra adequação é quanto ao período sazonal mais apropriado para região, pois envolve ajustes que interferem nos resultados e sucesso do método. Para a sub-bacia Taperoá, o método de resultados mais satisfatório foi o de intervalo quartil aplicado no período seco.

A variação no parâmetro L do SAVI, para os valores 0,8 e 0,9, não trouxe resultados satisfatórios. Dentro da aplicação do IRTD, a variação do L abaixo de 1 apresentou menor desempenho em relação ao valor unitário padrão encontrado na literatura, geralmente em regiões com características semiáridas, embora autores como Silva et al. (2015), Sashikkumar et al. (2017) e Ren et al. (2018), tenham adotado para região semiárida valores do parâmetro L do SAVI menores que 1 e encontrado bons resultados.

O IRTD também possibilitou identificar, no conjunto de índices integrados, a força motriz deles. Ao analisar os índices ambientais, dentre os índices de vegetação, o WdVI foi o que apresentou maior peso diante do SAVI e NDVI,

ou seja, o WdVI, por ter menor influência do solo, teve mais êxito ao identificar as áreas com risco de tendência à desertificação quando verificado com as características encontradas em campo.

Pode-se inferir que, quanto menos influência do solo o IV tiver, melhor é o resultado para aplicação em regiões semiáridas.

Com relação aos índices de solo, ambos os índices usados tiveram força igual na maioria dos casos. Os índices de solo foram determinantes ao identificar as áreas com maior grau de tendência à desertificação, pois o solo das regiões semiáridas geralmente é raso, com muitos afloramentos rochosos, o que reflete no equilíbrio ambiental e na produtividade.

Apesar de apresentar subestimação, o IRTD foi validado de forma satisfatória por meio de dados observados em campo, onde se obteve a caracterização de acordo com a diversidade, extrato e densidade da vegetação e o solo exposto. Foi possível identificar as regiões com tendência à desertificação.

Em suma, de acordo com o IRTD, quase 30% da área da sub-bacia Taperoá está em estágio extremo de desertificação, e 26,35% em estágio alto. Isso quer dizer que, de forma mais intensa, essas áreas estão passando pelo processo de desertificação. O solo e a vegetação foram os que sofreram maior pressão com as mudanças no uso da terra e desmatamento, embora que a classe extrema também teve sua distribuição espacial fortemente influenciada pelo índice de aridez.

REFERÊNCIAS

- AB'SABER, A. Dossêi nordeste seco nordeste sertanejo: a região semiárida mais povoada do mundo. **Revista Eletrônica Estudos Avançados**, v. 13, n. 36, 1999.
- ALBUQUERQUE, E.D.; ANDRADE, S.D.P.; MORAIS, H.D.; DINIZ, J.M.T.; SANTOS, C.D. Análise do comportamento do NDVI e NDWI sob diferentes intensidades pluviométricas no município de Sousa-PB. **Revista Estudos Geoambientais, Rio Tinto**, n. 01, 2014.
- AQUINO, C.M.S. & OLIVEIRA, J.G.B. Estudo da dinâmica do índice de vegetação por diferença normalizada (ndvi) no núcleo de São Raimundo Nonato-PI. **GEOUSP Espaço e Tempo**, v. 16, n. 2, p. 157-168, 2012.
- AZZOUZI, S.A.; VIDAL-PANTALEONI, A.; BENTOUNES, H.A. Desertification monitoring in Biskra, Algeria, with Landsat imagery by means of supervised classification and change detection methods. **IEEE Access**, v. 5, p. 9065-9072, 2017.
- BARBOSA, B.; COSTA, J.; FERNANDO, A.L.; PAPAZOGLU, E.G. **Wastewater reuse for fiber crops cultivation as a strategy to mitigate desertification**. Industrial Crops and Products, v. 68, p. 17-23, 2015.
- BECERRIL-PINÁ, R.; MASTACHI-LOZA, C.A.; GONZÁLEZ-SOSA, E.; DÍAZ-DELGADO, C.; BÂ, K.M. Assessing desertification risk in the semi-arid highlands of central México. **Journal of Arid Environments**, v. 120, p. 4-13, 2015.
- BIRTWISTLE, A.N.; LAITURI, M.; BLEDSOE, B.; FRIEDMAN, J.M. Using NDVI to measure precipitation in semi-arid landscapes. **Journal of arid environments**, v. 131, p. 15-24, 2016.
- BOUMAN, B.A.M.; VAN KASTEREN, H.W.J.; UENK, D. Standard relations to estimate ground cover and LAI of agricultural crops from reflectance measurements. **European journal of agronomy**, v. 1, n. 4, p. 249-262, 1992.
- BRASIL, PAN. **Programa de ação nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca**. PAN-Brasil. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2004.
- CAO, X.; CHEN, X.; ZHANG, W.; LIAO, A.; CHEN, L.; CHEN, Z.; CHEN, J. Global cultivated land mapping at 30 m spatial resolution. **Science China Earth Sciences**, v. 59, n. 12, p. 2275-2284, 2016.
- CHAGAS, C.S. CARVALHO JUNIOR, W.; BHERING, S.B.; CALDERANO FILHO, B. Spatial prediction of soil surface texture in a semiarid region using random forest and multiple linear regressions. **European Journal of Remote Sensing**. V. 139, p. 232 – 240, 2016.
- CIRILO, J.A. Políticas públicas de recursos hídricos para o semi-árido. **Estudos Avançados**, v. 22, n. 63, p. 61-82, 2008.
- CLEVERS, J.G.P.W. Application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting for soil moisture. **Remote Sensing of Environment**, v. 29, n. 1, p. 25-37, 1989.

- CONFALONIERE, U.E.C.; LIMA, A.C.L.; BRITO, I.; QUINTÃO, A.F. Social, environmental and health vulnerability to climate change in the Brazilian Northeastern Region. *Climatic Change*, v. 127, Issue 1, p. 123-137, 2015.
- CONSOLI, S.; D'URSO, G.; TOSCANO, A. Remote sensing to estimate ET-fluxes and the performance of an irrigation district in southern Italy. *Agricultural Water Management*, v. 81, n. 3, p. 295-314, 2006.
- COSTA, A. C.; SOARES, A. Local spatiotemporal dynamics of a simple aridity index in a region susceptible to desertification. *Journal of Arid Environments*, v. 87, p. 8-18, 2012.
- CUNHA, J.; NÓBREGA, R.L.; RUFINO, I.; ERASMI, S.; GALVÃO, C.; VALENTE, F. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: evidence from the Brazilian Caatinga. *Remote Sensing of Environment*, v. 238, p. 111250, 2020.
- D'ODORICO, P.; BHATTACHAN, A.; DAVIS, K.F.; RAVI, S.; RUNYAN, C.W. Global desertification: drivers and feedbacks. *Advances in water resources*, v. 51, p. 326-344, 2013.
- EL BAROUDY, A.A.; MOGHANM, F.S. Uso combinado de sensoriamento remoto e GIS para avaliação de risco de degradação em alguns solos do Delta do Nilo do Norte, Egito. *O Jornal Egípcio de Sensoriamento Remoto e Ciência Espacial*, v. 17, n. 1, p. 77-85, 2014.
- EZZINE, H.; BOUZIANE, A.; OUAZAR, D.; HASNAOUI, M. D. Downscaling of open coarse precipitation data through spatial and statistical analysis, integrating NDVI, NDWI, elevation, and distance from sea. *Advances in Meteorology*, v. 2017, 2017.
- GOPINATH, G.; AMBILI, G.K.; GREGORY, S.J.; ANUSHA, C.K. Drought risk mapping of south-western state in the Indian peninsula-A web based application. *Journal of environmental management*, v. 161, p. 453-459, 2015.
- HUETE, A. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, v. 25, p. 295-309, 1988.
- KAIRIS, O.; KOSMAS, C.; KARAVITIS, C.; RITSEMA, C. Evaluation and selection of indicators for land degradation and desertification monitoring: types of degradation, causes, and implications for management. *Environmental Management*, v. 54, n. 5, p. 971-982, 2014.
- LADISA, G.; TODOROVIC, M.; LIUZZI, G.T. A GIS-based approach for desertification risk assessment in Apulia region, SE Italy. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, v. 49, p. 103-113, 2012.
- LAMCHIN, M.; LEE, J.Y.; LEE, W.K.; LEE, E.J.; KIM, M.; LIM, C.H.; KIM, S.R. Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia. *Advances in Space Research*, v. 57, n. 1, p. 64-77, 2016.
- LE ROUX, J.J.; NEWBY, T.S.; SUMNER, P.D. Monitoring soil erosion in South Africa at a regional scale: review and recommendations. *South African Journal of Science*, v. 103, n. 7-8, p. 329-335, 2007.
- LIMA, J.R.L.; DICKER, G.; GOTTFRIED, I.; ANDRADE, I.; COELLO, I.; WEHRMANN, M.C.; MATOS, M.; BASSAN, V.; BRESCIANI, L.P. **Programa de ação nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca-PAN BRASIL**. Brasília-DF: Ministério do Meio Ambiente/Secretaria de Recursos Hídricos, 2004.
- LIMA, V.R.P.; SILVA-SEABRA, V.D.; ALBUQUERQUE-XAVIER, R.; CONCEIÇÃO-DORNELLAS, P.D. Análise do Padrão Espacial do Uso e Cobertura do Solo e da Fragmentação e Conectividade da Vegetação no Semiárido do Nordeste Brasileiro: Bacias Dos Rios Taperoá e Alto Paraíba-Pb. *Revista de Estudios Andaluces*, v. 37, p. 25-49, 2019.
- MAU, Y; HAIM, L.; MERON, E. Reversing desertification as a spatial resonance problem. *Physical Review E*, v. 91, n. 1, p. 012903, 2015.
- MELO, W.A.; LIMA-RIBEIRO, M.S.; TERRIBILE, L.C.; COLLEVATTI, R.G. Coalescent simulation and paleodistribution modeling for *Tabebuia rosealba* do not support South American dry forest refugia hypothesis. *PloS one*, v. 11, n. 7, p. e0159314, 2016.
- MENESES, P.R.; ALMEIDA, T.; BAPTISTA, G.M.M. **Reflexão dos materiais terrestres**. Oficina de Textos, 2019.
- MIYAZAKI, H.; NAGAI, M.; SHIBASAKI, R. Development of Time-Series Human Settlement Mapping System using Historical Landsat Archive. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. 41, p. 1385, 2016.
- NOYOLA-MEDRANO, C.; MARTÍNEZ-SÍAS, V.A. **Assessing the progress of desertification of the southern edge of Chihuahuan Desert: A case study of San Luis Potosi Plateau**. *Journal of Geographical Sciences*, v. 27, n. 4, p. 420-438, 2017.
- PAE-PB - **Programa de ação estadual de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca no estado da Paraíba PAEPB/IICA**. SCIENITEC – João Pessoa: Secretaria de Estado dos Recursos Hídricos, do Meio Ambiente e da Ciência e Tecnologia. Superintendência de Administração do Meio Ambiente, p. 144. 2011.
- PARZEN, E. On estimation of a probability density function and mode. *The annals of mathematical statistics*, v. 33, n. 3, p. 1065-1076, 1962.
- PENMAN, A.D.M. Shear characteristics of a saturated silt, measured in triaxial compression. *Geotechnique*, v. 3, n. 8, p. 312-328, 1953.
- PONZONI, F.J. & SHIMABUKURO, Y.E. **Sensoriamento remoto da vegetação**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009.
- PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y.E.; KUPLICH, T.M. **Sensoriamento remoto da vegetação. Atualizada e ampliada**. São Paulo: Oficina de Textos, 2012.
- REN, H.; ZHOU, G.; ZHANG, F. Using negative soil adjustment factor in soil-adjusted vegetation index (SAVI) for aboveground living biomass estimation in arid grasslands. *Remote Sensing of Environment*, v. 209, p. 439-445, 2018.
- RIKIMARU, A.; ROY, P.S.; MIYATAKE, S. Tropical forest cover density mapping. *Tropical ecology*, v. 43, n. 1, p. 39-47, 2002.
- ROSEMBACK, R.; FRANÇA, A.M.S.; FLORENZANO, T.G. Análise comparativa dos dados NDVI obtidos de imagens CCD/CBERS-2 e TM/LANDSAT-5 em área urbana. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2005. *Atas*, v. 12, p. 1075-1082.
- SALIH, A.A.M.; GANAWA, E.; ELM AHL, A.A. Spectral mixture analysis (SMA) and change vector analysis (CVA) methods for monitoring and mapping land degradation/desertification in arid and semiarid areas (Sudan), using Landsat imagery. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, v. 20, p. S21-S29, 2017.
- SALVATI, L.; ZITTI, M.; CECCARELLI, T.; PERINI, L. Developing a synthetic index of land vulnerability to drought and desertification. *Geographical research*, v. 47, n. 3, p. 280-291, 2009.
- SANTOS, A.R.R.; SANTOS, C.A.; SANTOS, A.R. **As relações de poder no semiárido nordestino**. *Revista Ambivalências*, v. 2, n. 4, p. 151-164, 2014.
- SASHIKKUMAR, M.C.; SELVAM, S.; KALYANASUNDARAM, V.L.; JOHNNY, J.C. Estudo de modelagem de águas subterrâneas baseado em GIS para avaliar o efeito da recarga artificial: Um estudo de caso da bacia do rio Kodaganar, distrito de Dindigul, Tamil Nadu. *Journal of the Geological Society of India*, v. 89, n. 1, p. 57-64, 2017.
- SEN, P.K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American statistical association*, v. 63, n. 324, p. 1379-1389, 1968.
- SILVA, M.V.R.; CHAVES, J. M.; DE VASONCELOS, R.N.; DUVERGER, S.G.; DA CAPES, B.D.M. **Aplicação do Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI para a identificação de fragmentos de caatinga em cultivos de Agave sisalana Perrine na região Semiárida do Brasil**. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 17, 2015, João Pessoa. *Anais...João Pessoa: INPE, 2015.*

- SOUZA, B.I. & SOUZA, R.S. Processo de ocupação dos Cariris Velhos–PB e efeitos na cobertura vegetal: contribuição à Biogeografia Cultural do semiárido. **Caderno de Geografia**, v. 26, n. 2, p. 229-258, 2016.
- SOUZA, R.; FERNANDES, M.F.; BARBOSA, M. Vulnerabilidades, semi-aridez e desertificação: cenários de riscos no Cariri Paraibano. **OKARA: Geografia em Debate**, v. 2, n. 2, p. 190-202, 2008.
- SUDENE - Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste. **RESOLUÇÃO N ° 115/2017. Aprova a Proposição nº 113/2017, que acrescenta municípios a relação aprovada pela Resolução CONDEL nº 107, e 27 de julho de 2017.** Disp. em: <<http://sudene.gov.br/images/arquivos/conselhodeliberativo/resolucoes/resolucao115-23112017-delimitacaodosemiariido.pdf>>. Acesso em 10 de março de 2018.
- TANAJURA, E. L. X.; ANTUNES, M.A.; UBERTI, M. A. **Avaliação de índices de vegetação para a discriminação de alvos agrícolas em imagens de satélites.** In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 2005. **Atas**, 2005, v. 12,
- TAVARES, J.D.P.; BAPTISTA, I.; FERREIRA, A.J.; AMIOTTE-SUCHET, P.; COELHO, C., GOMES, S.; AMOROS, R.; REIS, E.A.; MENDES, A.F.; COSTA, L.; VARELA, L. Assessment and mapping the sensitive areas to desertification in an insular Sahelian mountain region Case study of the Ribeira Seca Watershed, Santiago Island, Cabo Verde. **Catena**, v. 128, p. 214-223, 2015.
- THEIL, H. A rank-invariant method of linear and polynomial regression analysis, 3; confidence regions for the parameters of polynomial regression equations. **Indagationes Mathematicae**, v. 1, n. 2, p. 467-482, 1950.
- THORNTHWAITE, C.W. Clima e povoamento nas Grandes Planícies. **Yearbook of Agriculture**, v.7947, p. 177-187, 1941.
- TOMASELLA, J.; VIEIRA, R.M.S.P.; BARBOSA, A.A.; RODRIGUEZ, D.A.; DE OLIVEIRA SANTANA, M.; SESTINI, M.F. Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. **INTERNATIONAL JOURNAL OF APPLIED EARTH OBSERVATION AND GEOINFORMATION**, 2018. **Proceeding**, 2018, v. 73, p. 197-206.
- UNCCD. **Elaboration of an international convention to combat desertification in countries experiencing serious drought and/or desertification, particularly in Africa.** 1-58 p. 1994.
- UNCED. **Report of the United Nations Conference on Environment and Development**, Vol. I. New York: UN. 486pp. 1992.
- UNESCO, 1979. Aridity definition (UN documents), United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization, New York. <http://www.unesco.org/new/en/unesco/resources/publications/> Acesso em 15/10/2019.
- USEYA, J.; CHEN, S.; MUREFU, M. Cropland Mapping and Change Detection: Toward Zimbabwean Cropland Inventory. **IEEE Access**, v. 7, p. 53603-53620, 2019.
- VAN DEVENTER, A.P.; WARD, A.D.; GOWDA, P.H.; LYON, J.G. Using thematic mapper data to identify contrasting soil plains and tillage practices. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 1997v. 63, p. 87-93, 1997.
- VIEIRA, R.M.S.P.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R.C.S.; SESTINI, M.F.; AFFONSO, A.G.; RODRIGUEZ, D.A.; BARBOSA, A.A.; CUNHA, A.P.M.A.; VALLES, G.F.; CREPANI, E.; OLIVEIRA, S.B.P.; SOUZA, M.S.B.; CALIL, P.M.; CARVALHO, M.A.; VALERIANO, D.M.; CAMPOLLO, F.C.B.; SANTANA, M.O. **Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian northeast.** *Solid Earth*, v. 6, n. 1, p. 347-360, 2015.
- XAVIER, R. A.; DA CONCEIÇÃO DORNELLAS, P.; DOS SANTOS MACIEL, J.; DO BÚ, J. C. Caracterização do Regime fluvial da Bacia Hidrográfica do rio Paraíba–PB. **Revista Tamoios**, v. 8, n. 2, 2012.
- XIAO, J.; SHEN, Y.; RYUTARO, T.; BAYAER, W. Detection of land desertification and topsoil grain size using remote sensing. In: IEEE INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, NÚMERO, 2005. In: **Proceeding...**, 2005, p. 4.
- YOU, H. Orienting rocky desertification towards sustainable land use: an advanced remote sensing tool to guide the conservation policy. **Land Use Policy**, v. 61, p. 171-184, 2017.
- ZANZARINI, F.V.; PISSARRA, T.C.; BRANDÃO, F.J.; TEIXEIRA, D.D. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 6, p. 608-614, 2013.
- ZHANG, D. & ZHOU, G. Effects of vegetation types on soil moisture estimation from the normalized land surface temperature versus vegetation index space. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT EARTH OBSERVING AND APPLICATIONS, 2015. **Proceeding...**: International Society for Optics and Photonics, 2015, p. 980825.
- ZONN, I. S.; KUST, G. S.; ANDREEVA, O. V. Desertification paradigm: 40 years of development and global efforts. **Arid Ecosystems**, v. 7, n. 3, p. 131-141, 2017.

Submetido em 03 de maio de 2021

Aceito para publicação em 3 de novembro de 2021