



JULIE EUGÊNIO DA SILVA FRANCISCO MEDEIROS

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

João Pessoa - Paraíba

2021

JULIE EUGÊNIO DA SILVA FRANCISCO MEDEIROS

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

Tese submetida ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba- UFPB, em cumprimento às exigências para obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil e Ambiental.

Área de Concentração: **Recursos Hídricos**

Orientador: **Prof. Dr. ADRIANO ROLIM DA PAZ**

João Pessoa – Paraíba

2021

Catálogo na publicação
Seção de Catálogo e Classificação

M488a Medeiros, Julie Eugenio da Silva Francisco.

Avaliação de um conjunto de índices na identificação do risco à desertificação na sub-bacia Taperoá-PB / Julie Eugenio da Silva Francisco Medeiros. - João Pessoa, 2021.

171 f. : il.

Orientação: Adriano Rolim Paz.
Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Desertificação - sub-bacia Taperoá/PB. 2. Semiárido - Paraíba. 3. Índices de identificação - riscos. 4. Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI). I. Paz, Adriano Rolim. II. Título.

UFPB/BC

CDU 504.123(813.3)(043)

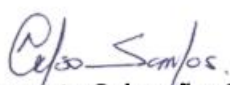



**AVALIAÇÃO DE UM CONJUNTO DE ÍNDICES NA IDENTIFICAÇÃO DO
RISCO DE OCORRÊNCIA DE DESERTIFICAÇÃO NA SUB-BACIA
TAPEROÁ-PB**

JULIE EUGÊNIO DA SILVA FRANCISCO MEDEIROS

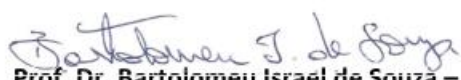
Tese Aprovada em 18 de março de 2021.


Prof. Dr. Adriano Rolim da Paz – UFPB
Orientador


Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos – UFPB
Examinador Interno


Prof. Dr. Gustavo Barbosa Lima da Silva – UFPB
Examinador Interno


Profa. Dra. Jana Alexandra Alves Rufino – UFCG
Examinadora Externa


Prof. Dr. Bartolomeu Israel de Souza – UFPB
Examinador Externo

“É a profundidade da água que ensina a
pessoa a nadar”.

Antônio Francisco Sobrinho

Dedico este trabalho a Antônio Francisco
Sobrinho, meu Pai (in memoriam).

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Jeová Deus por ter me permitido percorrer essa trajetória e concluir esta tese. Agradeço o apoio e paciência da minha mãe Nilda da Silva Francisco e do meu marido, Anderson Medeiros.

Ao professor Dr. Adriano Rolim da Paz pela orientação, paciência, compreensão e pela possibilidade de realização do presente trabalho e por todos os meios colocados à disposição. Agradeço igualmente pela excelência na formação prestada e conhecimentos transmitidos que foram úteis para esta tese.

Agradeço ao professor Dr. Bartolomeu Israel de Souza pelo apoio e contribuição junto ao Grupo de Estudos do Semiárido (GESA) pelos conhecimentos transmitidos e o acompanhamento em campo. Aos membros da banca examinadora pelas correções propostas.

A Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado da Paraíba (FAPESQ) pela provisão da bolsa de doutorado.

E todos aqueles que contribuíram de forma decisiva para a concretização deste trabalho.

SUMÁRIO

1 – INTRODUÇÃO	22
1.1 Objetivos	24
2 – REFERENCIAL TEÓRICO	26
2.1 Considerações Sobre o Semiárido.....	26
2.2 Desertificação: Causas e Processos.....	29
2.3 Fundamentos Do Sensoriamento Remoto	31
2.4 Indicadores e Índices Espectrais	33
2.4.1 Índice de Vegetação (IV)	35
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)	36
Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI).....	38
Índice de Vegetação de Diferença Ponderada (WDVI)	38
2.4.2 Índice de Solo (IS).....	41
2.5 Índices De Aridez (Ia).....	43
2.6 Índice Antrópico.....	46
2.7 Abordagens Científicas de Detecção da Susceptibilidade à Desertificação.....	48
2.8 Métricas Para Avaliação De Desempenho	59
3– MATERIAIS E MÉTODOS	63
3.1 Caracterização da área de estudo e obtenção de dados de campo.....	64
3.1.1 Caracterização da Área Piloto	65
3.1.2 Procedimentos em campo.....	67
3.2 Aquisição e Tratamento dos Dados Orbitais	69
3.2.1 Aquisição dos Dados Orbitais	69
3.2.2 Estimativa de Cobertura de Nuvens e Pré-Processamento.....	70
3.3 Determinação Dos Índices Base.....	73
3.3.1 Cálculos dos Índices de Vegetação (IV)	73
3.3.2 Cálculos dos Índices de Solo (IS).....	74
3.3.3 Índice de Aridez (IA)	75
3.3.4 Índice de Impacto Humano (IIH)	80
Setor Censitário	81
Estimativa Populacional e Setor Censitário	83
Espacialização do formato vetorial para o formato raster	84
3.4 Descrição da Análise do Vetor de Mudança (AVM)	85

3.5 Risco de Tendência à Desertificação (IRTD).....	87
3.5.1 Determinação do Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD).....	87
3.5.2 Validação com dados de campo	89
4– RESULTADOS E DISCUSSÃO	92
4.1. Análise Espaço-Temporal dos Índices Base	92
4.1.1 Análise Espaço-Temporal dos Índices de Vegetação.....	92
Perfis Transversais dos Índices de Vegetação.....	92
Distribuição espacial dos índices de vegetação.....	95
Histogramas de frequência dos IV	97
4.1.2 Análise espaço temporal dos Índices de solo	102
Distribuição espacial dos IS	102
Perfis transversais dos IS.....	103
Histogramas de frequência dos IS	106
4.1.3 Análise espaço temporal do Índice de Aridez (IA)	109
4.1.4 Análise espaço temporal do Índice de Impacto Humano (IIH).....	112
4.2 Análise do Vetor de Mudança (AVM)	114
4.2.1 Análise do Vetor de Mudança (AVM) da sub-bacia Taperoá.....	114
4.2.2 Análise do Vetor de Mudança na área da APA.....	120
4.3 Análise do Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD).....	124
4.3.1 Análise de Theil-Sen	124
4.3.2 Estimativa de Risco à Desertificação	141
4.3.3 Avaliação do risco à desertificação com dados de campo	146
Medidas de desempenho do total de pontos observados e o IRTD, intervalo quartil, período seco, com parâmetro do SAVI igual a 1	153
Força motriz do IRTD.....	154
5– CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	157
5.1. Conclusões	157
5.2 Recomendações.....	159
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	160
ANEXO 1 – Lista dos postos pluviométricos com as respectivas coordenadas.	172
APÊNDICE 1 – Valores dos pixels e pontos observados em campo.....	173

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Municípios do SAB, percentual total da região semiárida e sua respectiva população.	28
Tabela 2: Principais definições e características dos Índices de Vegetação.	40
Tabela 3: Principais definições e características dos Índices de Solo.	43
Tabela 4: Classificação climática de acordo com o índice de aridez.	45
Tabela 5: Subclassificação conforme a susceptibilidade à desertificação para o Brasil.	45
Tabela 6: Índices de desempenho de acertos e erros.	59
Tabela 7: Caracterização do grau de desertificação na área piloto.	66
Tabela 8: Data das campanhas de visitação à área piloto e registros fotográficos.	68
Tabela 9: Data das imagens, satélites e a cena utilizados nessa pesquisa.	70
Tabela 10: Características das imagens coletadas e o percentual de nuvem correspondente dentro dos limites da sub-bacia Taperoá, a área de estudo.	71
Tabela 11: Datas das imagens por trimestre chuvoso e trimestre seco e o ano de referência utilizado na pesquisa.	71
Tabela 12: Resultado do percentual de nuvens das imagens mescladas de acordo com os trimestres considerados chuvosos (março abril e maio) e secos (setembro, outubro e novembro).	73
Tabela 13: Valores da magnitude de mudança na análise AVM, classes de representação de cada valor encontrado e a reclassificação dos valores por categorias.	86
Tabela 14: Valores dos ângulos de direção da Análise do Vetor de Mudança (AVM) do ano 1 para o ano 2; classes de representação de cada quadrante de acordo com os valores encontrados; e a reclassificação por categorias.	86
Tabela 15: Códigos atribuídos a cada índice de acordo com sua respectiva classificação para identificar a força motriz.	89
Tabela 16: Valores dos intervalos pela classificação no modo igual para o conjunto de índices adotados na pesquisa para períodos seco e chuvoso.	128
Tabela 17: Valores dos intervalos pela classificação no modo quartil para o conjunto de índices adotados na pesquisa para períodos seco e chuvoso.	128
Tabela 18: 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).	149
Tabela 19: 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)..... 152

Tabela 20: 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). 154

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Distribuição das terras áridas no mundo.....	26
Figura 2: Mapa da localização do Semiárido Brasileiro, com a delimitação estabelecida no ano de 2017.....	27
Figura 3: Etiologia das palavras “índice” e “indicador”.....	34
Figura 4: Interação da REM com uma folha saudável.....	36
Figura 5: Esquema metodológico de Becerril-Piña et al. (2015).....	49
Figura 6: Mapas de áreas susceptíveis à desertificação dos anos de 2000 e 2010, e mapa da diferença entre esses anos.....	51
Figura 7: Diagrama da árvore de decisão aplicada por Lanchin et al. (2016).....	52
Figura 8: Média da precipitação em relação ao percentual de áreas afetada pela seca, identificada pelos índices SPI, RFA, NAI e VCI no período de 1982 a 2001.....	53
Figura 9: Metodologia do progresso da desertificação em Chihuahuan.....	54
Figura 10: VSWI médio no ano hidrológico (de Outubro a Setembro) para o período de 2003 a 2014.....	55
Figura 11: Fluxograma da metodologia adotada por Mail (2017).....	56
Figura 12: Valores médios de NDVI para estação seca e chuvosa, segundo metodologia de Tomasella et al. (2018).....	57
Figura 13: Anos e pontos de não detecção do LCC nos índices AS, EVI e NDVI, e o ano de comparação final.....	58
Figura 14: Valores médios das métricas da previsão de detecção, índice de sucesso e alarme falso em diferentes escalas de tempos.....	60
Figura 15: Resultados da aplicação da metodologia de Lessel e Ceccato (2016) para identificação de culturas em uma determinada região, onde as ocorrências em verde são os acertos, em rosa constam os erros e o amarelo se refere aos alarmes falsos.....	61
Figura 16: Fluxograma da metodologia do trabalho.....	64
Figura 17: Área de localização da sub-bacia do Taperoá e da APA.....	65
Figura 18: Área de localização da sub-bacia do Taperoá, APA e indicação dos 43 pontos de visitação de campo, com classificação, segundo o nível de desertificação descrito na Tabela 6.67	
Figura 19: Registro fotográfico da mesma área em períodos distintos. Na imagem da esquerda, a visita foi realizada no período chuvoso, na campanha entre 14 e 15/05/2018. Na imagem da direita temos a visita no dia 12/11/2019, no período seco.....	69
Figura 20: Aplicação do plugin <i>Cloud Masking</i> em uma cena de composição colorida utilizada na pesquisa e o resultado da camada máscara aplicada somente na área de estudo na sub-bacia Taperoá.....	70

Figura 21: Reflectância das imagens dos meses referentes ao período chuvoso de 2015 que passaram pelo processo de pré-processamento, remoção de nuvens e depois mesclagem.	72
Figura 22: Perfil transversal dos valores dos índices de vegetação na sub-bacia Taperoá.	74
Figura 23: Mapa da espacialização dos postos pluviométricos da (AESAs) e da estação meteorológica do (INMET).	76
Figura 24: Isoietas da média da precipitação dos trimestres chuvoso (março, abril e maio) e seco (setembro, outubro e novembro) na área de estudo, a sub-bacia do rio Taperoá, nos anos da pesquisa 1995, 1999, 2005 e 2015.	77
Figura 25: Gráfico das médias trimestrais de período chuvoso e seco da estação meteorológica localizada em Campina Grande nos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.	78
Figura 26: Gráfico da média de chuva anual entre os anos de 1994 e 2015 dos 45 postos selecionados na pesquisa.	79
Figura 27: Gráfico da temperatura média anual para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 da estação meteorológica de Campina Grande e anos adjacentes.	79
Figura 28: Metodologia para gerar o Índice de Impacto Humano.	81
Figura 29: Polígono do município de Livramento e duas linhas transversais: uma passando pelo centroide do município e outra correspondente ao adensamento dos setores censitários.	82
Figura 30: Extração dos valores dos pixels de densidade populacional (população/pixel) em duas linhas que cortam o polígono do município Livramento. (a) e (b): extração realizada quando calculado a densidade populacional pelo centroide do município. (c) e (d): extração realizada quando a densidade populacional foi calculada pelos setores censitários.	83
Figura 31: Ajuste para distribuição da população dos dados referentes aos setores censitários quando o dado vetorial difere do dado tabular.	84
Figura 32: Quadrantes de direção da mudança (sem variação, recuperação e degradação) e a magnitude de mudança (baixo, médio, alto e extremo), mudança do vetor do ano 1 para o ano 2 no quadrante de direção da mudança sem variação.	87
Figura 33: Exemplificação do Cálculo do IRTD em um pixel obtido pela soma do β da classificação de cada índice e a atribuição do valor, de acordo com cada índice e respectiva classificação.	89
Figura 34: Tabela de contingência com estimativa de erros e acertos, com ocorrências e não ocorrências.	90
Figura 35: Espacialização e identificação dos dois conjuntos de pontos: conjunto 1 utilizado para validar os resultados para o valor testado; e, conjunto 2, usado para calibrar, realizar os ajustes de acordo com os parâmetros (em cada ponto, é identificado o nível de desertificação observado em campo segundo a simbologia indicada).	91
Figura 36: Gráficos com os valores dos IV, resultado do perfil transversal ao longo da linha vertical de Norte para Sul, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IV referentes aos anos de	

1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.	93
Figura 37: Gráficos com os valores dos IV, resultado do perfil transversal ao longo da linha horizontal de Oeste para Leste, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IV referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.	94
Figura 38: Mapa dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período de trimestre chuvoso correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.	95
Figura 39: Mapa dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período de trimestre seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.	96
Figura 40: Histogramas dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) referentes ao período chuvoso para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, da sub-bacia Taperoá.	98
Figura 41: Histogramas dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) referentes ao período seco para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 da sub-bacia Taperoá.	99
Figura 42: Gráfico das médias espaciais dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) na sub-bacia Taperoá para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, para o período chuvoso e seco.	100
Figura 43: Gráfico da diferença absoluta das médias dos valores dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) entre o período seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá nos anos de estudo de 1995, 1999, 2005 e 2015.	101
Figura 44: Gráfico da diferença relativa das médias dos valores dos IV (NDVI, WdVI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) entre o período seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá nos anos de estudo de 1995, 1999, 2005 e 2015.	102
Figura 45: Distribuição espacial dos IS (BSI e GSI) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período do trimestre chuvoso e seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.	103
Figura 46: Resultado do perfil transversal dos IS ao longo da linha vertical de Norte para Sul, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IS referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.	105
Figura 47: Gráficos com os valores dos IS. Resultado do perfil transversal ao longo da linha horizontal de Oeste para Leste, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IS referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.	106

Figura 48: Histogramas dos IS (BSI e GSI) referentes ao período seco para os de 1995, 1999, 2005 e 2015 da sub-bacia Taperoá.....	108
Figura 49: Gráfico das médias espaciais dos IS (BSI e GSI) na sub-bacia Taperoá para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 nos períodos chuvoso e seco.....	109
Figura 50: Distribuição espacial do IA da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri categorizado pela susceptibilidade à desertificação para o período do trimestre chuvoso e seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.....	111
Figura 51: Mapa do IA classificado de acordo com a susceptibilidade à desertificação, segundo os critérios de Matallo Júnior (2003), e a precipitação pluviométrica da Sub-bacia Taperoá para o ano de 1999 no período chuvoso.....	112
Figura 52: Distribuição espacial do IIH da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri nos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.....	113
Figura 53: Gráfico de dispersão da sub-bacia Taperoá entre os índices SAVI e BSI (cada ponto dos gráficos corresponde a um dos cerca de 6 milhões pixels da discretização espacial), para os anos de 1995 e 2015, período chuvoso e seco.....	115
Figura 54: Mapa de Análise do Vetor de Mudança dos períodos seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá para as combinações dos anos de 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015, considerando as classes sem variação, recuperação e degradação (baixa, média e alta). 116	
Figura 55: Gráficos da Análise do vetor de Mudança com percentuais quantitativos da área de estudo, sub-bacia Taperoá, para o período seco e chuvoso.....	119
Figura 56: Mapas da Análise do Vetor de Mudança dos períodos seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá, para as combinações dos anos de 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015.....	121
Figura 57: Destaque da mudança da cobertura da terra para nível alto de degradação na APA, em período chuvoso, para todo período da área de estudo, segundo a análise AVM.	122
Figura 58: Gráficos do Vetor de Mudança com percentuais quantitativos da APA para os períodos seco e chuvoso.....	123
Figura 59: Histograma do resultado do cálculo de Theil-Sen para todos os índices (NDVI, SAVI, WDI, BSI, GSI, IIH e IA) da área de estudo (sub-bacia Taperoá) para os períodos chuvoso e seco.....	126
Figura 60: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDI, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso..	130
Figura 61: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDI, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade à desertificação, classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso.	131

Figura 62: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo igual, distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo), para a sub-bacia Taperoá no período seco.	133
Figura 63: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.	134
Figura 64: Cálculo de Theil-Sen do IHH quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá.	135
Figura 65: Cálculo de Theil-Sen do IHH quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá.	136
Figura 66: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a 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 chuvoso..	137
Figura 67: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso..	138
Figura 68: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, 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.	140
Figura 69: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a 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.	141
Figura 70: Índice de Risco de Tendência à Desertificação da sub-bacia Taperoá no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.	143
Figura 71: Gráfico dos Índice de Risco de Tendência à Desertificação da sub-bacia Taperoá no período chuvoso e seco classificado pelo método de intervalo igual e quartil.	144
Figura 72: Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.	145
Figura 73: Gráficos dos percentuais da área da APA de acordo com Índice de Risco de Tendência à Desertificação, classificados pelo método de intervalo igual e quartil para período chuvoso e seco.	146
Figura 74: 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.	148

Figura 75: Índice de Risco de Tendência à Desertificação pelo método de intervalo quartil para o período seco, com parâmetro $L = 0,8$ e $0,9$ do SAVI, com a classificação de tendência ou não à desertificação e a primeira amostra dos pontos observados em campo com sua classificação (não desertificado e desertificado) com 22 pontos.	151
Figura 76: Gráficos dos percentuais da quantidade de presença ou ausência da desertificação para três variações do parâmetro “L” do SAVI, consecutivamente: 1, 0,9 e 0,8.	153
Figura 77: Dado estimado, o IRTD no período seco com intervalor 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.	154
Figura 78: 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 IHH) estimados pelo IRTD e a observação de campo, quando houve ocorrência de desertificação em relação aos dados observados (positivo), quando não houve ocorrência de desertificação (negativo), quando a ocorrência de desertificação foi estimada pelo cálculo IRTD e não observada em campo (falso positivo) e quando não foi estimada pelo cálculo IRTD, mas observada em campo (falso negativo).....	156

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AESA	Agência Executiva de Gestão das Águas
APA	Área de Preservação Ambiental
ARVI	<i>Atmospherically Resistant Vegetation Index</i>
SA	<i>Surface Albedo</i>
AVM	Análise do Vetor de Mudanças
BI	<i>Bare Soil Index</i>
BIAS	Taxa de tendência
BSI	<i>Bare Soil Index</i>
CI	<i>Crust Index</i>
CNCD	Comissão Nacional de Combate à Desertificação
DOS	<i>Dark Object Subtraction</i>
ETP	Evapotranspiração Potencial
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i>
FAR	Taxa de alarme
FBS	<i>Frequency Bias</i>
FTSS	Florestas Tropicais Sazonalmente Secas
GESA	Grupo de Estudos do Semiárido
GPS	Sistema de Posicionamento Global
GSI	<i>Grain Size Index</i>
IA	Índices De Aridez
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
IDW	<i>Inverse Distance Weighted</i>
IIH	Índice de Impacto Humano
IO	Índice de Óxidos de Ferro
IRTD	Índice de Risco de Tendência a Desertificação
IS	Índice de Solo
ISC	Índice de sucesso crítico
IV	Índices de Vegetação
LVI	<i>Land Vulnerability Index</i>
MEDALUS	<i>Mediterranean Desertification and Land Use</i>
NAI	<i>NDVI Anomaly Index</i>
NDBaI	<i>Normalized Difference Bareness Index</i>
NDBI	<i>Normalized Difference Building Index</i>
NDSI	<i>Normalized Difference Soil Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NIR	Valor da reflectância no infravermelho próximo
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
ONU	Organização das Nações Unidas
PAE -PB	Programa de Ação Estadual de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca
PAN	Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca
PB	Paraíba
PC	Proporção correta
PFD	Probabilidade de falsa detecção
PNUMA	Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente
POD	Probabilidade de detecção
PR	Precipitação mensal
PVI	<i>Perpendicular Vegetation Index</i>
REM	Radiação Eletromagnética
RFA	Anomalia de Precipitação
RVI	<i>Ratio Vegetation Index</i>

SAB	Semiárido brasileiro
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SIG	Sistema de Informações Geográficas
SIRGAS	Sistema de Referência Geocêntrico para as Américas
SPI	Índice de Precipitação Padronizado
SR	Sensoriamento Remoto
SWIR	Infravermelho médio
TS	Temperatura Superficial
SUDENE	Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste
TGSI	<i>Grain Size Index</i>
TRMM	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
UNCCD	<i>United Nations Convention to Combat Desertification</i>
UNCED	<i>United Nations Conference on Environment and Development</i>
UNESCO	Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
UTM	<i>Universal Transversa de Mercator</i>
VCI	Índice de Condição Vegetativa
VSWI	<i>Vegetation Supply Water Index</i>
WDVI	<i>The Weighted Difference Vegetation Index</i>
WVBI	<i>Vegetation Biomass Index</i>

RESUMO

Encontrar uma metodologia que seja aplicável em várias regiões do mundo, de forma que haja condições de identificar áreas com propensão à desertificação, é um desafio que a comunidade científica vem encarando desde os anos 70. A desertificação é um fenômeno complexo que compreende uma grande extensão territorial e populacional, pois envolve problemas ambientais, sociais e econômicos. Indicadores que integram as atividades humanas, o meio ambiente e o clima, junto com a tecnologia do sensoriamento remoto, são uma alternativa para identificação da desertificação, pois podem ser aplicados de forma simples e não onerosa. Entre as metodologias abordadas na literatura, o 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 se mostra prático, adaptável, de baixo custo e satisfatório. Outra abordagem que vem sendo estudada é a identificação de áreas degradadas através de análises multitemporais para fazer a Análise do Vetor de Mudanças (AVM), podendo indicar degradação. Neste contexto, esta tese se propõe a aplicar a AVM através dos índices *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) e *Bare Soil Index* (BSI) e avaliar os resultados quando aplicados, diferenciando período chuvoso e seco. Além disso, a proposta é examinar, validar e adaptar a metodologia do IRTD em uma região do semiárido brasileiro, na sub-bacia Taperoá, localizada no estado da Paraíba, com uma análise temporal compreendida entre os anos de 1995 e 2015. Para os dados espectrais, as imagens foram selecionadas para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, levando em consideração a sazonalidade. Março, abril e maio compõem o período considerado chuvoso, enquanto setembro, outubro e novembro formam o período seco. As imagens correspondentes a cada mês do respectivo período tiveram remoção das chamadas contaminações por nuvens e foram mescladas de acordo com os respectivos períodos sazonais. Para a AVM, os melhores resultados foram obtidos quando aplicada no período chuvoso. O IRTD também foi testado de acordo com a sazonalidade e classificação de 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 (43 pontos em 5 campanhas realizadas de 2016 a 2019), incluindo a identificação e categorização do grau de desertificação por profissionais técnicos experientes. Foram realizadas análises comparativas pixel/ponto por índices de performance, identificando as áreas com tendência, ou não, à desertificação segundo o levantamento de campo e segundo as estimativas deste trabalho. A aplicação do IRTD com distribuição de classes segundo intervalo quartil, no período seco, com parâmetro do SAVI igual a 1, apresentou melhor desempenho do que as outras variações do método. A estimativa de força motriz dos índices aplicados 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

Finding a methodology that is able to identify areas susceptible to desertification in many regions of the world is a challenge that the scientific community has been facing since the 70's. The desertification is a complex phenomenon that comprises large territorial and population extension, as it involves environmental, social and economic problems. An alternative for identification of desertification is the use of indicators that integrate human activities, environment and climate, along with satellite technology, because it can be applied in a simplified and inexpensive way. Among the methodologies found in literature, there is the Risk of Tendency to Desertification Index (RTDI). It comprises a group of soil and vegetation spectral indexes, climate indexes and human impact indexes, proving to be practical, adaptable, and cheap and with satisfactory results. Another approach that has been studied is the identification of degraded areas through multitemporal analysis so that the Change Vector Analysis (CVA) can be done, making it possible to identify desertification. In this sense, this thesis proposes to apply the CVA through the Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) and Bare Soil Index (BSI), and to evaluate the results, differentiating between rainy and dry periods. Besides that, the goal is to examine, validate and adapt the RTDI methodology in the Taperoá sub-basin, a semiarid area of Brazil located in the State of Paraíba, considering a temporal analysis between the years of 1995 and 2015. For the spectral data, the years selected to the study were 1995, 1999, 2005 and 2015, taking into account the seasonality. March, April and May form the rainy period, while the dry period is formed by the months September, October and November. The clouds of the images of each month were removed and the images were merged according to the respective seasonal period. The CVA presented the best results in the rainy period. The RTDI was also tested according to the seasonality and 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 (43 points in 5 different campaigns carried out from 2016 to 2019), including the verification and categorization of the desertification degree according to experienced technical 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 within this thesis. The application of the RTDI with quartile interval class distribution, during the dry period and using the SAVI parameter as 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.

1 – INTRODUÇÃO

As regiões semiáridas existem em diferentes partes do mundo (UNCCD, 1994; AB’SABER, 1999; CIRÍLO, 2008) e são conhecidas por apresentarem variações climáticas que acrescida de atividades antropogênicas refletem nas condições, ambientais, sociais e econômicas (LIMA et al., 2004; CIRILO, 2008; SANTOS, 2014; BARBOSA et al., 2015). O regime climático restritivo acrescido de atividades humanas desfavoráveis, geram a predisposição à desertificação (UNCCD, 1994; UNCED, 1992; PAN-BRASIL, 2004), que é o resultado da degradação da terra em regiões semiáridas (LADISA, TODOROVIC e LIUZZI, 2012 e TAVARES et al. 2015).

O fenômeno da desertificação, sua localização, monitoramento e medidas para mitigação têm sido alvo de diversos estudos devido a sua considerável extensão territorial e impactos que podem se estender ao longo de várias gerações. Ele pode exaurir os recursos naturais, interferindo na capacidade do meio ambiente de se regenerar (D’ODORICO et al., 2013; MAU et al., 2015; AZZOUZI, VIDAL-PANTALEONI e BENTOUNES, 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, GANAWA e ELMAHL, 2017; YOU, 2017). Além disso, a comunidade científica também tem se debruçado em entender a dinâmica de surgimento e evolução da desertificação, e assim, encontrar medidas para lidar com esse fenômeno. Diversos estudos têm buscado, nas regiões semiáridas, áreas com indícios de desertificação para que seja possível caracterizar padrões, classificar e/ou monitorá-los.

No entanto, por ser um fenômeno de grande extensão territorial e que envolve diversos aspectos como clima, solo, vegetação e atividades humanas, esses estudos são constituídos de maneira complexa. Apesar disso, muitos pesquisadores nas últimas décadas têm buscado alternativas menos onerosas com relação ao tempo e os recursos, porém, que sejam práticas e satisfatórias tais como Bencerril-Piña et al. (2015) Lanchin et al. (2016) Bandyopdhyay e Saha (2016) Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017).

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 e MARTÍNEZ-SÍAS, 2017).

A *United Nations Convention to Combat Desertification* (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, KUST e ANDREEVA, 2017).

Infelizmente, mesmo diante de tantas estratégias, a falta de recursos e de auxílio governamental somado à incerteza de qual abordagem gera mais resultados, têm feito com que muitas medidas não sejam implementadas e nem apoiadas (ZONN, KUST E ANDREEVA, 2017). Além disso, há casos de grupos onde pesquisadores procuram aplicar metodologias que não podem ser customizadas para outra escala de trabalho, inviabilizando a reprodução das técnicas que só podem ser empregadas em um prazo longo e que, em geral, acabam ficando mais onerosas.

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 de 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; BENCERRIL-PIÑA et al., 2015; VIEIRA et al.; 2015; NOYOLA-MEDRANO e MARTÍNEZ-SÍAS, 2017).

Neste contexto a pesquisa de Becerril-Piña et al. (2015), explorou duas frentes: a Análise do Vetor de Mudança (AVM), com uso de dois índices espectrais, de solo e vegetação; e foi feito uso de um conjunto de índices para identificar um Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD), aplicando 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 o semiárido brasileiro, ou seja, customizar o método de acordo com as características da região e validar a sua aplicabilidade espaço-temporal, algo essencial para qualquer metodologia.

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

Com 43 pontos de visitação em campo, foram realizadas 5 campanhas entre o período de 2016 e 2019, caracterizando o grau de desertificação. As visitas foram realizadas tanto no período chuvoso como no seco. Posteriormente, os dados observados em campo foram comparados com os dados estimados do IRTD e, em seguida, através de índices de performance, foi feita uma análise ponto por pixel.

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

1.1 OBJETIVOS

Objetivo geral:

Avaliar o uso de um conjunto de índices para identificar a ocorrência de desertificação no semiárido brasileiro, tomando como estudo de caso a sub-bacia Taperoá-PB.

Objetivos específicos:

- ✓ Investigar a resposta dos índices em relação às variações de distribuição das classes por métodos usando intervalos distribuídos igualmente e por quartil;
- ✓ Examinar o efeito da sazonalidade (período seco e chuvoso) nas estimativas de ocorrência à desertificação;
- ✓ Quantificar a sensibilidade da metodologia de estimativa de ocorrência à desertificação frente ao parâmetro L do índice espectral de vegetação SAVI;
- ✓ Avaliar o potencial de identificação por índices espectrais de vegetação e solo referente à degradação e recuperação ambiental;

- ✓ Examinar os índices mais representativos para a estimativa de ocorrência à desertificação.

2 – REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 CONSIDERAÇÕES SOBRE O SEMIÁRIDO

O Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca (PAN) define o clima semiárido baseado no índice de aridez, calculado através da razão entre a precipitação pluviométrica e a evapotranspiração potencial média anual, conforme proposto por Thorntwaite (1941 apud PAE-PB, 2011) e, posteriormente, ajustado por Penman (1952 apud PAE-PB, 2011).

O índice de aridez é dividido em cinco classes: áridas, hiper áridas, semiáridas, subúmidas secas e subúmidas úmidas. São classificadas como semiáridas quando apresentam valores no intervalo entre 0,21 e 0,50. Na Figura 1, vemos que o clima semiárido está presente em todos os continentes e equivale a 15% da superfície da Terra (GAUR e SQUIRES, 2018).

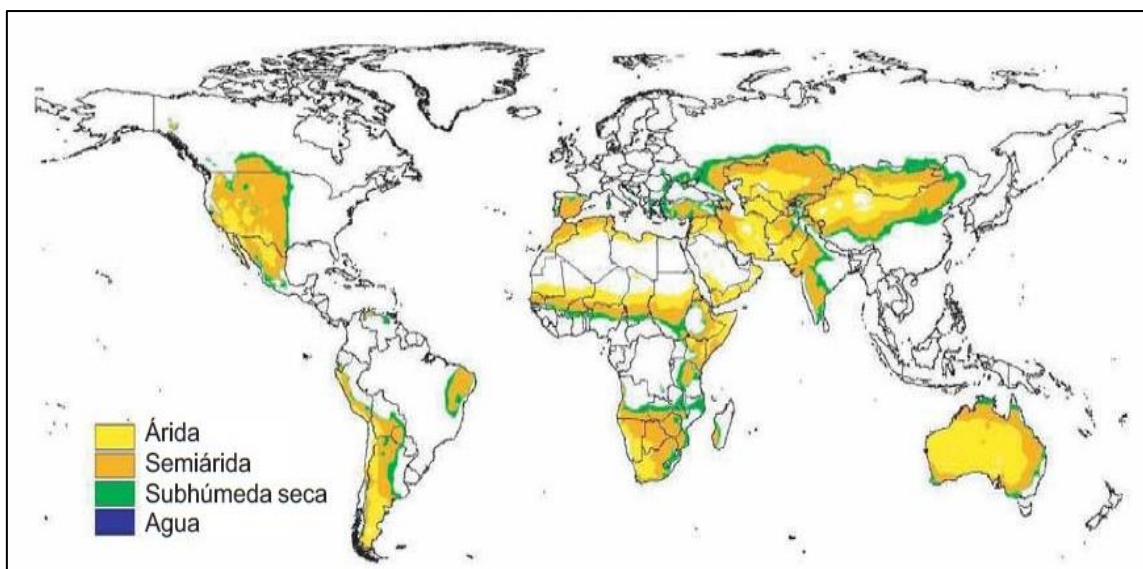


Figura 1: Distribuição das terras áridas no mundo.

Fonte: FAO, 2002.

No Brasil as definições das regiões semiáridas geralmente são intimamente relacionadas a aspectos climáticos, baixa umidade, alta evaporação e chuvas irregulares durante o ano, ou seja, o período de estiagem é maior que o período de chuvas durante o ano (AB´SABER, 1999; LIMA, 2004; VOROVENCII, 2015).

Essas características climáticas refletem diretamente no meio ambiente, contribuindo para um ineficiente armazenamento e captação de água, solos rasos fundamentados em rochas cristalinas e muitos rios intermitentes (SANTOS, 2014; CIRILO, 2008). É um ambiente também marcado pelo desequilíbrio entre a oferta e

demanda dos recursos naturais (LIMA, 2004; BARBOSA et al., 2015) e contribui na escassez da água de áreas urbanas (CORDÃO, et al. 2020).

A região semiárida no Brasil foi delimitada pela Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE), adotando os seguintes critérios técnicos e científicos: “i) Precipitação pluviométrica média anual igual ou inferior a 800 mm; ii) Índice de Aridez de Thorntwaite igual ou inferior a 0,50; e iii) percentual diário de déficit hídrico igual ou superior a 60%, considerando todos os dias do ano.” (SUDENE, 2017).

Com os critérios estabelecidos pela SUDENE em 2017, foi identificado um total de 1.262 municípios, os quais englobam parte de todos os estados do Nordeste e o Norte de Minas Gerais (Figura 2).



Figura 2: Mapa da localização do Semiárido Brasileiro, com a delimitação estabelecida no ano de 2017.
Fonte: Próprio autor.

O Semiárido Brasileiro (SAB) abrange uma área total de 1.128.697 km² e uma população superior a 27.800.000 habitantes no ano de 2017 (SUDENE, 2017), sendo considerado o semiárido mais populoso do mundo (SILVA, 2003; FIGUERÔA et al., 2006; CUNHA et al., 2017). A Tabela 1 mostra a quantidade de municípios por estado inclusos na região Semiárida e sua respectiva população, bem como sua extensão total e o percentual em relação à área total do estado.

Tabela 1: Municípios do SAB, percentual total da região semiárida e sua respectiva população.
Fonte: Adaptado Sudene, 2017.

UF	Municípios	Área no SAB km ²	Região SAB em relação à UF (%)	População no SAB (2017)
AL	38	12.583	45,19	962.641
BA	278	446.021	78,98	7.675.656
CE	175	146.889	98,65	5.827.192
MA	2	3.523	1,07	213.693
MG	91	121.259	20,67	1.492.198
PB	194	51.306	90,86	2.498.117
PE	123	86.341	88,04	3.993.975
PI	185	200.610	79,73	2.805.394
RN	147	49.073	92,92	1.922.440
SE	29	11.093	50,59	478.935

No Brasil, a região Semiárida é constituída por três biomas: Cerrado, Mata Atlântica e, o maior deles, a Caatinga, que é singular no mundo com várias espécies endêmicas (SCHOBER, 2002; SILVA, 2003; MARENGO, 2010). Predominante na região semiárida, a Caatinga também é conhecida por ser uma das Florestas Tropicais Sazonalmente Secas (FTSS). Resultante do clima árido da região (MORO et al., 2015), é considerada a mais diversificada das FTSS no mundo (SILVA et al., 2019). Isso se comprova por sua rica heterogeneidade em espécies endêmicas (cerca de 23% do total de suas espécies), contendo 29 gêneros endêmicos de distribuição restrita e raros localmente (FERNANDES e QUEIROS, 2018). O nome “caatinga” é derivado do Tupi-guarani e significa “floresta branca”, provavelmente, por causa de sua aparência de árvores sem folhas durante o longo período de estiagem com aspecto de floresta seca (BARBOSA, 2013), arbustos espinhosos de cactos (MELO et al., 2016) e vegetação arbustiva (RITO et al., 2017).

A vegetação da Caatinga “se caracteriza por uma fisionomia e composição florística variável em função do tipo de solo e da pluviosidade. Dominam espécies caducifólias de caráter xerófilo e grande quantidade de plantas espinhosas” (SILVA, SOUZA E BACANI, 2019).

Segundo a Organização das Nações Unidas (ONU, 2016), as terras áridas (com clima árido, semiárido ou subúmido seco) têm um papel fundamental em exercer a regulação do clima no âmbito local e global, pois armazenam 46% do carbono mundial. Os seus solos contêm 53% do carbono e suas plantas 14% do carbono biótico do mundo inteiro. Portanto, assim como ocorre com outras regiões do planeta, o semiárido com suas particularidades tem importância e contribui para o equilíbrio do planeta, desde que não seja explorado de forma inadequada, pois, devido à exploração desenfreada dos recursos naturais do SAB, vários problemas ambientais têm se agravado, ou mesmo surgido. Entre esses problemas, está a desertificação (TRAVASSOS e SOUZA, 2011).

2.2 DESERTIFICAÇÃO: CAUSAS E PROCESSOS

A UNCCD define por desertificação a degradação da terra nas zonas áridas, semiáridas e subúmidas secas, resultante de vários fatores, incluindo as variações climáticas e as atividades humanas (UNCCD, 1994; UNCED, 1992; BRASIL, 2004). A degradação da terra envolve a degradação do solo, dos recursos hídricos, da vegetação e da biodiversidade, fatores que comprometem a qualidade de vida das populações envolvidas (BRASIL, 2004).

A degradação do solo está associada à redução ou perda da produtividade econômica ou biológica do solo, advinda das atividades humanas, da “erosão causada pelo vento e/ou água, a deterioração das propriedades físicas, químicas e biológicas ou econômicas do solo e a destruição da vegetação por períodos prolongados” (UNCCD, 1994). O processo de erosão é tão severo que acarreta a impermeabilização do solo ao ponto de autores compararem o impacto à calçamentos de áreas urbanas (FEITOSA, 2010). Essas frequentes alterações ambientais podem ser irreversíveis, ou mesmo se estender por gerações, pois a caracterização deste fenômeno também é associada à perda da capacidade do meio ambiente de fornecer os recursos necessários para regeneração e sustentação da vida (D’ODORICO et al., 2013; MAU et al., 2015; AZZOUZI, VIDAL-PANTALEONI e BENTOUNES, 2017).

A problemática referente à degradação das terras não é um fenômeno novo. Porém, foi apenas na década de 1970, quando houve uma grande calamidade no Sahel, na África, resultando em centenas de mortes de pessoas e de milhões de animais, que os governos internacionais começaram a se preocupar com a dimensão real da situação, e, através de eventos mundiais, passaram a ir em busca de mitigação e/ou solução do

problema (LIMA, 2004; PAE, 2011; SALIH, GANAWA e ELMAHL, 2017). Nas últimas décadas, se tem procurado medidas de combate à desertificação através de políticas nacionais e internacionais e esses esforços já têm envolvido mais de 190 países (YOU, 2017).

No Brasil, o pioneiro nos estudos da desertificação foi Vasconcelos Sobrinho, ainda na década de 70, o qual ajudou bastante na divulgação e compreensão deste fenômeno (SALES, 2002; BRASIL, 2004; COSTA et al., 2016). No cenário contemporâneo, a Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento (RIO 92) tem como marca o documento denominado Agenda 21, que prioriza formular medidas que previnam a degradação nos ecossistemas secos, como, por exemplo, as regiões semiáridas. Com o intuito de se aprofundar ainda mais nessa temática, viu-se a importância de uma conferência específica para esse contexto. Em 1994, a Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação produziu um documento que salienta a participação conjunta do governo com a população em ações para combater a desertificação.

Em 1997, o Brasil assumiu a responsabilidade perante todas as nações de combater a desertificação nas regiões áridas, semiáridas e subúmidas secas. O ano de 2006 foi declarado pelas Nações Unidas como o ano Internacional dos Desertos e da Desertificação (BRASIL, 2006). Por fim, em 2015 a Lei 13.153/2015 instituiu a política nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca e seus instrumentos, que prevê a criação da Comissão Nacional de Combate à Desertificação (CNCD), a qual define os fatores, vetores, processos, bem como o combate da desertificação (BRASIL, 2015).

Mais do que a perda dos componentes do solo, a desertificação reflete no desenvolvimento, na economia e socialmente na vida da população e da região afetada (NOYOLA-MEDRANO, 2017).

O gerenciamento inadequado dos recursos naturais do SAB, como o desenvolvimento desordenado e não planejado, uso descomedido e a ocupação do solo, aumentam ainda mais o desequilíbrio ambiental. Isso gera prejuízos para a sociedade, em especial para aqueles de baixa renda, cujo sustento depende dos recursos naturais (GRECO et al., 2005; FEITOSA, 2010), tendo em vista que grande parte da população retira seu sustento de atividades agropecuárias (MARENGO, 2010). Devido às características ambientais do SAB, o homem se torna condicionado a interferir na

natureza, para garantir o seu meio de sustento, valendo-se de infraestruturas hídricas que permitam o armazenamento de água para seu consumo e atividades (GARJULLI, 2003).

As cidades, mesmo quando de baixa densidade populacional, em geral, são formadas próximas aos corpos d'água e, desproporcionalmente, tendem a explorar as áreas ribeirinhas (SALA et al., 2000). A conclusão é que, quanto mais se intensificam as atividades antropogênicas, mais difícil se torna o combate à desertificação (ABALAWI e KUNAR, 2013).

Como já mencionado, o SAB é composto pelo bioma Caatinga, que é considerado uma floresta seca, o tipo de floresta tropical mais ameaçada do mundo (MILES et al., 2006; MORO et al., 2015). Fuley (2007) comenta que o homem é protagonista dessas ameaças. Das florestas tropicais, as florestas secas são as que menos tem recebido atenção quando se fala de pesquisas científicas (SÁNCHEZ-AZOFEIFA et al., 2005; SANTOS et al., 2011). As FTSS têm sofrido grandes mudanças no uso das terras, em consequência do adensamento populacional e de práticas agrícolas. Isso fez com que mais de 60% da Caatinga fosse modificada por práticas humanas (LESSA et al., 2019).

Por isso, é preocupante a situação tanto da sociedade que habita nessas regiões quanto dos recursos naturais dela, pois o clima já é um fator limitante do desenvolvimento sócio ambiental. Somando a essa condição a gestão inadequada e uso descomedido desses recursos, o equilíbrio ambiental é abalado.

2.3 FUNDAMENTOS DO SENSORIAMENTO REMOTO

A tecnologia do Sensoriamento Remoto (SR) consiste na capacidade de obter informações de uma determinada área ou objeto sem a necessidade de contato direto (ROSA, 2003; FITZ, 2008; FLORENZANO, 2011). Os dados de SR são coletados através de sensores instalados em plataformas terrestres, aéreas e orbitais, como no caso dos satélites (FLORENZANO, 2011).

A possibilidade de capturar dados que possam gerar informações consistentes, mesmo de áreas de difícil acesso em qualquer local da superfície da Terra, tem impulsionado e dinamizado o acompanhamento das mudanças globais. A captação de dados ambientais através do trabalho em campo é importante, porém é limitada espacialmente e onerosa (CHEN et al., 2018).

Com cobertura multitemporal, ou seja, imagens de diversas datas, a detecção remota permite mapear, verificar e/ou monitorar as mudanças da superfície terrestre (COLLADO, CHUVIECO e CAMARAS, 2002; SHALABY e TATEISHI, 2007). Outras vantagens da tecnologia do SR envolvem o custo, pois existem imagens de satélites disponibilizadas gratuitamente.

O SR tem desempenhado um papel importante em diversas pesquisas ambientais, como: classificação de culturas, mudança ou monitoramento do solo, saúde e diversidade da vegetação e níveis de água (CARVALHO JÚNIOR et al. 2011; ALBALAWI e KUMAR, 2013; JIMÉNEZ-LÓPEZ et al., 2015; YOU, 2017; WEST, QUINN e HORSWELL, 2019).

Para obtenção dos dados, o SR utiliza uma energia denominada Radiação Eletromagnética (REM), que envolve um conceito de dualidade de onda e energia, ou seja, ela é ao mesmo tempo onda e energia e se propaga pelo espaço vazio. Figueiredo (2003) chama a REM de termômetro mensageiro, pois, além de as ondas eletromagnéticas captarem as informações encontradas na superfície da terra (características e feições), também as leva para os sensores.

A REM é distribuída por regiões de acordo com o comprimento de onda e frequência. Essa distribuição é chamada de espectro eletromagnético, abrangendo desde ondas mais curtas até ondas longas (FLORENZANO, 2011). Os intervalos do espectro eletromagnético mais utilizados em SR são as faixas do visível, que são as cores que enxergamos a olho nu (essas cores formam a composição RGB): vermelho (R), verde (G) e azul (B); e as faixas correspondentes ao infravermelho médio, próximo e termal, não captadas a olho humano. Essas faixas são divididas em pequenos intervalos denominados bandas ou canais espectrais (MENESES E ALMEIDA, 2012). Esses intervalos variam de forma descontínua entre 450 nm e 100 cm, onde os valores menores em nanômetros são de fontes naturais de radiação de energia eletromagnética: o Sol e a Terra. Os valores em centímetros são provenientes de fontes artificiais de energia eletromagnética acopladas nos sensores conhecidos como radar (MENESES, ALMEIDA e BAPTISTA, 2019).

Existem regiões do espectro eletromagnético que representam melhor um alvo na superfície terrestre do que outros, pois cada alvo tem um comportamento espectral distinto variando o comprimento de onda de acordo com suas características (ZANOTA, ZORTEA e FERREIRA, 2019). Neste contexto, como processo de interação temos a refletância, que mede a capacidade de um objeto de refletir a REM; a absorvância, que

é a aptidão do objeto de absorvê-la; e a transmitância, que consiste no potencial do alvo de fazer a transmissão da REM (STEFFEN, 2011).

A resposta da interação dos alvos pode ser trabalhada para uma melhor resposta espectral ao se aplicar uma combinação de bandas, ou seja, álgebra de bandas, extraindo informações e características implícitas do alvo ou ressaltando-as (ZANOTA, ZORTEA e FERREIRA, 2019). Isso pode envolver analisar ou monitorar uma região por SR através de imagens multitemporais. Uma das técnicas que envolve esse tipo de análise é a Análise do Vetor de Mudança (AVM), que permite avaliar a mudança das características da superfície ao longo do tempo através de várias imagens analisadas simultaneamente, extraindo a magnitude e a direção da mudança pela análise pixel a pixel (MALILA, 1980; JOHNSON e KASISCHKE, 1998; CARVALHO JÚNIOR et al., 2011; ZANCHETTA e BITELLI, 2017). Salih, Ganawa e Elmahl (2017) classificaram a AVM como uma das análises mais importantes do SR.

O SR tem mostrado ser eficaz nos estudos da desertificação. As imagens multitemporais e o uso de índices têm sido amplamente utilizados nesses estudos. Vorovenci (2017) aplicou a técnica da AVM para analisar o risco de desertificação no sudoeste da Romênia. Combinando índices de vegetação e de solo, em imagens de 1984 e 2011, tal autor identificou a expansão das superfícies afetadas pelo aumento do risco da desertificação.

2.4 INDICADORES E ÍNDICES ESPECTRAIS

Os índices e indicadores permitem agregar dados ou organizar informações complexas de forma simples ou resumida, por isso é fundamental que se entenda o papel de cada um deles (SOBRAL et al., 2011). A ideia de se aplicar indicadores em diversos estudos se dá pelo princípio deles se demonstrarem simples, práticos e visuais (ZHAO et al., 2020). O indicador aponta ou indica o fenômeno (HAMMOND et al., 1995). Quanto ao índice, auxilia em medir ou evidenciar este fenômeno (SHILDES, SOLAR e MARTIN, 2001) (Figura 3).

<p>INDICADOR (de indicar: mostrar, denotar, apontar) Um indicador é um dispositivo ou sinal que serve para evidenciar um fenômeno.</p> <p>ÍNDICE (de indiciar: dar indícios) Um índice é um sinal em que há uma relação de contiguidade com o representado. Um valor que representa a evolução de uma quantidade em relação a uma referência.</p>

Figura 3: Etiologia das palavras “índice” e “indicador”.

Fonte: FREITAS, 2007 *apud* SOBRAL, 2011.

Embora grande parte dos indicadores seja do tipo quantitativo, eles também podem ser do tipo qualitativo, hierárquico ou ordinal (CANTU et al., 2007). O índice pode ser resultado da junção de outros indicadores com intuito de auxiliar na tomada de decisão (SICHE et al., 2007). Um exemplo clássico no Brasil é o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), que é composto pelos indicadores de longevidade, alfabetização e renda.

A aplicação de índices em variadas áreas de atuação vem crescendo cada vez mais, pois facilitam a comunicação dos usuários (SOBRAL et al. 2011). Neste contexto, muitos estudos relacionados à desertificação têm aplicado um conjunto de índices ou indicadores para identificar e mensurar fenômenos como o da desertificação. Salvati et al. (2009) desenvolveram um índice de vulnerabilidade à desertificação na Itália denominado *Land Vulnerability Index* (LVI), formado por indicadores referentes ao clima, vegetação, solo e atividades antrópicas no período de 1990 a 2000. Em sua pesquisa, notou-se que, durante este período, as áreas com maior expressividade de seca estavam localizadas ao sul da Itália, provável consequência da má gestão das atividades agrícolas, e atestaram o LVI para apoio à tomada de decisão em ambientes rurais.

O precursor dos estudos de desertificação no Brasil, Vasconcelos Sobrinho, foi um dos que fez uso de indicadores. De início, aplicou em seus estudos 36 indicadores, divididos em 6 categorias, para tentar caracterizar o processo de degradação: física; biológica agrícola; biológica humana; social; uso da terra; e assentamento da população (MATALLO JUNIOR, 2001).

Kosmas et al. (2014), com o intuito de definir os riscos de degradação do solo, avaliaram inicialmente 70 indicadores candidatos que pudessem melhor caracterizar a desertificação. Posteriormente, foi identificado um subconjunto que classificaram como eficazes, variando entre 8 e 17 indicadores que abordavam parâmetros biofísicos, socioeconômicos e de manejo da terra, aplicados em 1.672 campos de estudo distribuídos nas regiões do Mediterrâneo, Europa Oriental, América Latina, África e

Ásia. Por evidenciarem que as equações pudessem ser baseadas de acordo com as condições biofísicas, socioeconômicas e políticas de cada região, concluíram que o método é replicável para todo o mundo.

A identificação da localização e o monitoramento de áreas secas são desafiadoras, especialmente em escala global. O processo de degradação do solo é bastante complexo, por isso não se pode identificá-lo de forma eficiente quando se usa apenas um indicador. Diante disso, muitos pesquisadores usam um conjunto de indicadores para detectar ou monitorar a desertificação e, normalmente, levam em conta três categorias: *i*) as práticas exaustivas antrópicas; *ii*) alterações nas propriedades ambientais comprometendo sua qualidade; e *iii*) o reflexo da sociedade em resposta às mudanças ambientais (KAIRIS et al., 2014).

Nesse contexto, a tecnologia do SR tem sido um suporte para a coleta de dados candidatos à composição de índices que possam mensurar a gravidade do fenômeno da desertificação, pois auxilia no monitoramento, capacitando a avaliação e mitigação dessa problemática (MU et al., 2013). Entre a diversidade dos índices adquiridos através da tecnologia do SR para detecção de áreas sensíveis à desertificação, destacam-se os Índices de Vegetação (IV) e Índice de Solo (IS).

2.4.1 Índice de Vegetação (IV)

Dentre as diversas aplicações que o SR pode ter, desde a década de 1960, o estudo da vegetação tem sido um dos mais explorados. Muitas contribuições científicas têm sido desenvolvidas aplicando os IV, criando, ou mesmo aperfeiçoando, os já existentes, sendo essas pesquisas muitas vezes relacionadas com a quantidade da biomassa verde, parâmetros de crescimentos e desenvolvimento da vegetação (JUNGES, ALVES e FONTANA, 2007; JENSEN, 2009).

Quando não se encontra vegetação sobre o solo, este é denominado de solo nu. Portanto, a vegetação é como um medidor da conservação e proteção do ambiente, através de sua densidade e distribuição pode-se definir o estado de conservação dele (MELO, SALES e OLIVEIRA, 2011). Os IV estão suscetíveis a sofrer variações externas. Essas variações são resultado da iluminação, visada, arquitetura e do substrato abaixo do dossel, o que justifica refinar cada vez mais a aplicação dos IV (TANAJURA, ANTUNES e UBERTI, 2005). Portanto, em síntese, pode-se dizer que ao se estudar a interação da REM com a vegetação, suas influências internas e externas, tem-se o

estudo do comportamento espectral da vegetação (MENESES, ALMEIDA e BAPTISTA, 2019).

Em geral, os IV são utilizados para explorar as propriedades espectrais da vegetação. Na maioria dos casos, são fundamentados na reflectância das bandas do visível (400 nm a 760 nm), infravermelho próximo (760 nm a 1.300 nm) e infravermelho médio (1.300 nm a 2.500 nm) (PONZONI, SHIMABUKURO e KUMPLICH, 2012; MENESES, ALMEIDA e BAPTISTA, 2019). Quanto menor for a reflectância do vermelho visível, maior é a densidade da vegetação, devido a maior quantidade de pigmentos fotossintetizantes (PONZONI, SHIMABUKURO e KUMPLICH et al., 2012) (Figura 4).

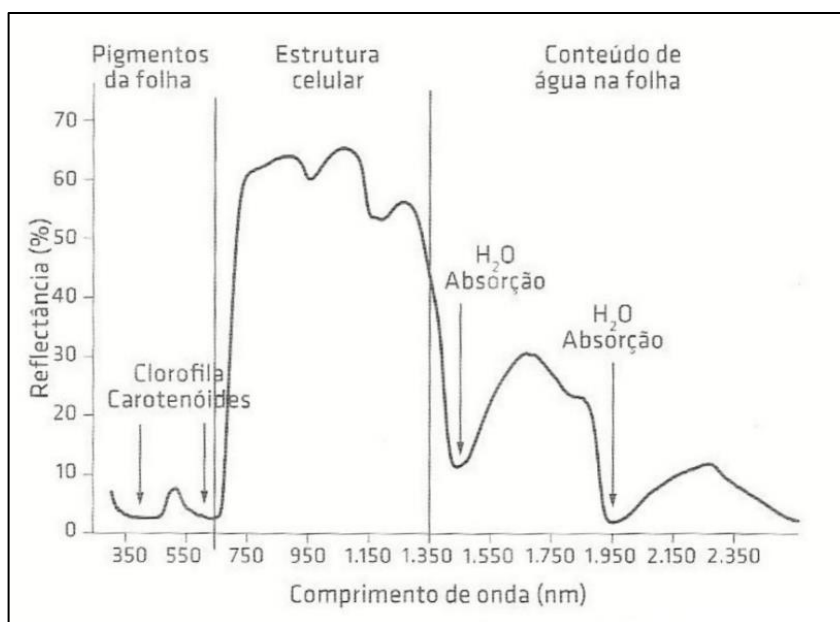


Figura 4: Interação da REM com uma folha saudável.

Fonte: Meneses, Almeida e Baptista (2019).

Os IV são utilizados para várias análises relacionadas à vegetação, seja sobre sua presença, ausência, quantificação ou saúde.

Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O NDVI é o índice de vegetação mais comumente usado em todo o mundo para o monitoramento vegetal em diferentes aspectos (TANAJURA, ANTUNES e UBERTI, 2005; ZANZARINI et al., 2013; GOPINATH et al., 2015; BIRTWISTLE et al., 2016). Muitos autores têm aplicado o NDVI em várias regiões do Brasil, inclusive para o bioma Caatinga (BARBOSA et al., 2006; TSUYUGUCHI et al., 2010; REGO et

al., 2012; AQUINO e OLIVEIRA, 2012; LEIVAS et al., 2013; ALBUQUERQUE et al., 2014; FRANCISCO et al., 2015).

O NDVI, segundo Ponzoni e Shimabukuro (2009), pode ser usado para construção de perfis sazonais e temporais de acordo com o período do ano, estações ou outra periodicidade específica em relação ao comportamento da vegetação, possibilitando a análise temporal. Este índice varia entre -1 e 1, onde, quanto mais próximo de 0, maior a indicação de vegetação em condições de déficit hídrico, áreas normalmente mais secas. Quando os valores são mais próximos de 1, é indicativo de ausência de restrições hídricas e vegetação densa. Já valores negativos representam a presença de água (DRAGAN et al., 2005).

O NDVI está relacionado à saúde da vegetação, sua presença e densidade. Por isso, tem uma grande aplicação em avaliar o monitoramento de alterações da vegetação por longos períodos, ou seja, o acompanhamento da dinâmica da cobertura da terra. Tem sido um dos mais usuais quando se trata de mapeamento da variação temporal da vegetação (CAO et al., 2016; LAMCHIN et al., 2016), pois através deste índice, se torna possível avaliar a distribuição da área verde em certo período (ZANZIRINI et al., 2012). Ademais, se tem utilizado perfis temporais de NDVI para identificação automática de culturas agrícolas, irrigação e estimativa de área plantada e época de colheita, ou seja, acompanhamento do ciclo agrícola (MAGNEY et al., 2016; DUAN et al., 2017; CRUSIOL et al., 2017; CARUSO et al., 2019)

Gopinath et al. (2015) aplicaram o NDVI no desenvolvimento de um sistema de monitoramento de seca para o norte de Kerala na Índia, resultando em um mapa de anomalia, para auxiliar na identificação do risco de seca em cada cultura.

Pelo fato de a aplicação do NDVI estar diretamente ligada à questão da degradação da terra, Vicente-Serrano et al. (2015) usaram o NDVI para analisar processos de degradação em todo o mundo com o objetivo de identificar todas as áreas semiáridas, em uma longa série histórica de 30 anos, para representar a dinâmica da vegetação, mostrando seu decréscimo, ou seja, um provável processo de degradação.

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 (ROSEMBACK et al., 2005; MELO et al., 2011; ALBUQUERQUE et al., 2014; AQUINO et al., 2018).

Apesar da ampla aplicação do NDVI em representar biomassa verde, conteúdo de clorofila e estresse hídrico das folhas, existem várias limitações nesse índice. Uma delas é referente às condições do solo que interferem na avaliação, em especial quando se trata de áreas com cobertura vegetal muito espaçadas (MENESES, ALMEIDA e BAPTISTA, 2019).

Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI)

No NDVI, existem influências externas e internas do solo que, por sua vez, limitam a utilidade no âmbito global (JENSEN, 2011).

Desenvolvido por Huete et al. (1988) uma década depois do NDVI, 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 final (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009).

No NDVI, o brilho do solo interfere na interação com a REM aumentando o valor dos índices de vegetação (PONZONI, SHIMABUKURO e KUMPLICH, 2012). O parâmetro L, que 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).

A aplicação da constante L na razão do NDVI evoluiu para o SAVI atenuando a interferência do solo, podendo ser: seco, encharcado, com vegetação densa, vegetação escassa ou solo exposto (OLIVEIRA, 2007).

Pesquisas têm sido desenvolvidas aplicando conjuntamente SAVI e NDVI. Em alguns resultados, tem-se encontrado forte relação entre ambos, com pequenas variações quando se trata de área com alta densidade vegetativa (OSGOUEI E KAYA, 2017). Em certos casos, os resultados do SAVI se destacam pela melhor descrição dos alvos encontrados através do maior número de classes da área vegetada (VIGANÓ et al., 2011; REGO et al., 2012).

Índice de Vegetação de Diferença Ponderada (WDVI)

O WDVI foi criado em 1989 e, nesse índice, é feita uma correção na refletância do infravermelho próximo para atenuar a umidade do solo, considerando a

declividade da linha do solo (CLERVERS, 1989). O WdVI também ajuda a corrigir a variação das condições de iluminação (BOUMAN, KASTEREN e UENK, 1992).

Em sua pesquisa, Marcusssi et al. (2010) compararam diferentes IV e citaram o WdVI como sendo um indicador adequado para regiões áridas e semiáridas. Isso se dá devido as suas características de atenuar o brilho do solo, sendo uma vantagem em regiões com vegetação de distribuição espaçada, como, por exemplo, nas áreas sensíveis ao fenômeno da desertificação que apresentaram mistura (vegetação verde e solo no fundo) nos pixels da imagem.

A potencialidade do WdVI de reduzir a influência do fundo do solo (D'URSO, 2006) e de apresentar menos dispersão quando comparado com outros IV, como, por exemplo, o NDVI (CASANOVA, EPEMA e GOURDRIAAN, 1998), mostra que ele é aplicável em áreas pouco vegetadas, mesmo quando essas áreas apresentam características sazonais. Isso, porque o diferencial da correção do solo descoberto permite reconhecer o quantitativo de cobertura vegetal (CONSOLI, D'URSO e TOSCANO 2006).

A Tabela 2 mostra, sucintamente, características do NDVI, SAVI, WdVI e outros IV, como também suas respectivas equações, segundo Eastman (2003); Shimabukuro e Ponzoni (2010); e Ponzoni, Shimabukuro e Kumplich (2012).

Tabela 2: Principais definições e características dos Índices de Vegetação.

ÍNDICE DE VEGETAÇÃO		
Nome	Definição	Equação
Índice de Vegetação da Razão Simples (<i>Simple Ratio</i> – SR)	Elaborado através de uma razão simples entre as bandas espectrais do infravermelho próximo e vermelho visível	$SR = NIR/R$ (1)
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	$NDVI = (NIR - R)/(NIR + R)$ (2)
Índice de Vegetação Perpendicular (<i>Perpendicular Vegetation Index</i> – PVI)	Formado a partir das bandas do vermelho visível e do infravermelho próximo; insere o parâmetro da linha do solo alfa.	$PVI = \alpha NIR - R$ (3)
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.	$SAVI = \frac{(NIR-R)}{(L+NIR+R)*(1+L)}$ (4)
<i>Ratio Vegetation Index</i> – RVI	É o inverso da proporção <i>Simple Ratio</i> (SR).	$RVI = R/NIR$ (5)
Índice de Vegetação Resistente à Atmosfera (<i>Atmospherically Resistant Vegetation Index</i> – ARVI)	Proposto para diminuir a dependência do NDVI referente às condições atmosféricas. Utiliza a banda espectral do azul, juntamente com as bandas do vermelho e infravermelho próximo.	$ARVI = \frac{(NIR - RB)}{(NIR + RB)}$ (6)
Índice de Vegetação Realçada (<i>Enhanced Vegetation Index</i>)	Propõe reduzir os efeitos do solo e da atmosfera, simultaneamente, através da incorporação da constante L=1 e da banda espectral do azul.	$EVI = G * \frac{NIR-R}{NIR+(C1*R-C2*B)+L}$ (7)
Índice de Vegetação de Diferença Ponderada (<i>The Weighted Difference Vegetation Index</i> – WDV)	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.	$WDVI = NIR - \alpha R$ $\alpha = \frac{NIR}{R}$ (8)

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 = $R - \gamma(B - R)$; γ = Parâmetro não especificado, que depende do tipo de aerossol; C1 e C2 = Coeficientes usados para correção do espalhamento de aerossóis.

2.4.2 Índice de Solo (IS)

Comparado a grande disseminação dos estudos de IV, poucos estudos foram desenvolvidos aplicando técnicas do SR para pesquisas de solo (ALVES, DEMATE e BARROS, 2015).

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.

Segundo Li et al. (2014), os esforços de se obter informações a nível orbital, por meio de faixas específicas do espectro eletromagnético, em busca de solo exposto, têm adquirido mais importância. Isso é bastante relevante, visto que, cada vez mais, se fazem necessárias pesquisas que envolvam informações com alta densidade pedológica e que sejam adquiridas de forma menos dispendiosa e em um período mais curto de tempo, diferente dos métodos convencionais laboratoriais (VAN DEVENTER et al., 1997; EL BAROUDY e MOGHANM 2014; MENESES, ALMEIDA e BAPTISTA, 2019)

Os dados adquiridos através de SR são capazes de fornecer informações úteis de estimativa da umidade do solo (ZHANG e ZHOU, 2015) e tamanho do grão (XIÃO et al., 2005), características que podem indicar a degradação da terra.

Lievens e Niko (2012) ressaltam o suporte que o SR tem dado a estudos relacionados à dinâmica do solo, pois permite a análise de dados em escala temporal e espacial. Em sua pesquisa, concluíram que a o índice de umidade do solo adquirido por dados do SR potencializou o monitoramento das mudanças da cobertura da terra ao longo do tempo, apoiando a tomada de decisão.

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), este segundo também conhecido pela sigla TGSI.

O BSI, que também é chamado de BI, 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, 2002), quanto maior for a exposição do solo, maior será o valor do pixel (USEYA, CHEN e MUREFU, 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).

Segundo Rikimaru et al. (2002), o índice BSI aumenta proporcionalmente de acordo com o grau de exposição ao Sol, pois, em áreas que contém maior quantidade de vegetação arbórea, o solo tem menor exposição ao Sol, logo a temperatura é mais baixa devido à presença de sombra. Porém, os IV, esses estudiosos não os consideraram tão confiáveis quando aplicados em área de vegetação escassa.

Sendo uma peça importante no monitoramento de solo nu, o BSI também pode ser aplicado como indicador de crescimento urbano, diferenciando área construída e solo urbano (PAL e ANTIL, 2017), sendo um índice normalizado que possibilita diferenciar as áreas completamente nuas e as com vegetações esparsas (MUNA e WALKER, 2010). Os referidos autores utilizaram o BSI para identificar áreas de solos descobertos e pousios, destacando as áreas com maior potencialidade à erosão e auxiliando na tomada de decisão por indicar quando houvesse a necessidade de intervenção.

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) quando estavam em busca de um indicador de monitoramento da mudança da cobertura da terra. Depois de compararem as correlações entre vários índices, chegaram à conclusão de que no GSI encontraram a melhor correlação quando se trata do grão do solo. Tais autores aplicaram esse índice em uma área de processo de desertificação, considerando o tamanho do grão do solo como um fator de identificação de degradação, e afirmaram que esse índice só é eficaz em áreas com ausência de vegetação. Posteriormente, Xiao et al. (2006) testaram o GSI em comparação com outros índices aplicáveis através do SR em regiões semiáridas, e salientaram como diferencial o fato do GSI não sofrer interferências significativas após um episódio de chuva.

Chagas et al. (2016) aplicaram o GSI associado à outros índices numa região do semiárido baiano e concluíram que os resultados são satisfatórios quando esse índice é aplicado em áreas com características semiáridas, identificando o teor de areia e argila.

A Tabela 3 apresenta alguns índices de solo segundo Rikimaru et al. (2002); Rogers e Keaney (2004); Zhao e Chen (2005); Xião et al. (2006); Pal e Antil (2017).

Tabela 3: Principais definições e características dos Índices de Solo.

ÍNDICE DE SOLO		
Nome	Definição	Equação
<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).	$BSI = \frac{(SWIR+R)-(NIR+B)}{(SWIR+R)+(NIR+B)} * 100 + 100$ (9)
<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.	$GSI = \frac{(R-B)}{(R+B+G)}$ (10)
<i>Normalized Difference Bareness Index</i> (NDBaI)	Utilizado para identificar tipos de solo nu.	$NDBaI = \frac{SWIR - Termal}{SWIR + Termal}$ (11)
<i>Normalized Difference Soil Index</i> (NDSI)	Índice de solo com diferença normalizada	$NDSI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$ (12)

Onde: G = Valor da reflectância no verde visível; B = Valor da reflectância no azul visível; e SWIR = Infravermelho médio.

2.5 ÍNDICES DE ARIDEZ (IA)

O IA é um indicador numérico que mede o grau de seca 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 e 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. O Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) associa o IA à disponibilidade hídrica. MORAL et al. (2015) o catalogam como um aspecto que afeta o meio ambiente e a economia.

Existem vários IA e índices de seca capazes de auxiliar no gerenciamento dos recursos hídricos. Silva e Azevedo (2020) compararam dois conjuntos de índices de seca e de aridez para verificar a susceptibilidade de desertificação na bacia do Rio Brígida. Eles concluíram que os IA foram os mais apropriados para identificar a desertificação.

O fato de o clima influenciar as mudanças meteorológicas reflete na evapotranspiração e o regime hídrico da região (HUO et al., 2013). Essa não é uma questão local; muitos países têm se preocupado cada vez mais com a redução da precipitação sazonal e consequente alteração do clima (KOFFI e KOMLA, 2015). É

importante ressaltar que o clima semiárido ou árido é uma condição do ambiente, diferente do conceito relacionado à seca, que pode ser definido como um longo período de estiagem (MORAL et al., 2015).

O IA é considerado um indicador representativo do clima regional, logo, alterações nesse indicador são refletidas diretamente no ciclo hidrológico, implicando, então, na necessidade de se buscar novos métodos na gestão dos recursos e ecossistemas da região, devido ao maior grau de vulnerabilidade deles (MARENGO e BERNASCONI, 2015). Os efeitos decorrentes de um clima cada vez mais árido também são notados através do aumento de focos de incêndios, ligados à pouca chuva e temperaturas elevadas. Além disso, o solo se torna mais propício à erosão, há diminuição do escoamento da água, entre outros fatores de impacto ambiental (COSTA e SOARES, 2012; MARENGO e BERNASCONI, 2015).

Existe uma estreita relação entre o IA, a vegetação e as práticas agrícolas (DEFFUNE et al., 1994; KOFFI E KOMLA, 2015; MORAL et al., 2015). A produção agrícola depende efetivamente do equilíbrio da umidade do solo, que advém da precipitação. A precipitação, consequentemente, está sujeita à temperatura que, por sua vez, influencia a evaporação (FREITAS et al., 2011). Isso explica a necessidade de incorporar o IA quando se procura identificar, qualificar e quantificar a vulnerabilidade da desertificação em qualquer localidade.

De acordo com os critérios estabelecidos por Thornthwaite (1941) e ajustado por Pennan (1953), a UNESCO (1979) propôs um índice indicativo da intensidade de aridez de uma região. Esse índice consiste na razão entre a precipitação pluviométrica; o volume de chuva acumulado durante o período de um ano; e a evapotranspiração potencial, que é a máxima capacidade de água perdida como vapor, em uma dada condição climática, por um meio contínuo de vegetação, que cobre toda a superfície do solo, estando este na capacidade de campo ou acima dela. Desta maneira, inclui a evaporação do solo e transpiração de uma vegetação de uma região específica em um dado intervalo de tempo.

Para obtenção do IA proposto pela UNESCO (1979), é necessário um conjunto de equações. As equações 13, 14, 15 e 16 representam os cálculos para obtenção do IA mensal, onde: PR é a Precipitação mensal; ETP, a Evapotranspiração Potencial mensal; T, a temperatura média mensal (°C); I é o índice de calor mensal; e i representa o mês do ano.

$$IA = PR/ETP \quad (13)$$

$$ETP = 16,2 \cdot \left(10 \cdot \frac{Ti}{I}\right) \cdot a \quad (14)$$

$$a = 6,750 \cdot 10^{-7} I^3 - 7,71 \cdot 10^{-5} I^2 + 1,792 \cdot 10^{-2} I + 0,49239 \quad (15)$$

$$I = \sum_{i=1}^{12} (0,2 \cdot Ti)^{1,514} \quad (16)$$

Conforme observado na Tabela 4, quando os valores do IA são menores, maior a probabilidade de desertificação, segundo Penman (1953).

Tabela 4: Classificação climática de acordo com o índice de aridez.
Fonte: PAE, PB.

Clima	Índice de aridez
Hiper-árido	< 0,03
Árido	0,03-0,20
Semiárido	0,21-0,50
Subúmido seco	0,51-0,65
Subúmido úmido	> 0,65

Segundo Matallo Júnior (2003), de acordo com o IA proposto pela UNESCO (1979), a região do Brasil que se encaixa nessa classificação é denominada por alguns autores como polígono da seca, ou seja, as regiões semiáridas e subúmidas secas localizadas no Nordeste brasileiro. Eles abordam em 3 categorias uma classificação que caracteriza o grau de susceptibilidade à desertificação conforme o IA na Tabela 5.

Tabela 5: Subclassificação conforme a susceptibilidade à desertificação para o Brasil.
Fonte: Matallo Júnior (2003).

Susceptibilidade à desertificação	Índice de aridez
Muito Alta	0,05 – 0,20
Alta	0,21 – 0,50
Moderada	0,51 – 0,65

A característica climática com estiagens prolongadas associada às atividades antrópicas torna a região semiárida mais propícia à desertificação. Neste cenário, o bioma Caatinga, predominante na região SAB, está entre os mais vulneráveis em relação ao aumento da temperatura global. Essa situação altera ainda mais o ciclo

hidrológico, que já tem regimes hídricos extremos, fragilizando ainda mais a região (NOBRE, 2011), pois a pouca disponibilidade de água afeta todo o meio ambiente.

2.6 ÍNDICE ANTRÓPICO

Uma das principais fontes de risco à desertificação se dá pela falta de infraestrutura e convivência com o semiárido. As secas prolongadas associadas a outros fatores climáticos afetaram a sociedade, impactando na qualidade de vida, em especial daqueles que dependem dos recursos naturais, retirando o sustento deles através de técnicas exploratórias (FEITOSA et al., 2010).

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 (SOUSA, FERNANDES e BARBOSA, 2008).

As atividades humanas em geral e a má gestão municipal geram alguns prejuízos, como: maiores desgastes ao solo; desmatamento; manejo inadequado da agricultura e pastagem; uso exploratório de madeira para fins energéticos; conservação precária de infraestrutura rodoviária, gerando ravinamento devido ao escoamento laminar; falta de mão de obra qualificada no âmbito rural, industrial e comercial; assoreamento dos cursos d'água e reservatórios, além da remoção da cobertura vegetal dos mananciais e áreas de recarga; e a falta de comprometimento dos gestores municipais através de políticas públicas mitigadoras (BEZERRA et al., 2011 e ARMAS et al., 2016). Conforme Armas et al. (2016), o grau da seca está diretamente relacionado ao desenvolvimento econômico e social, sendo um precedente para o equilíbrio ambiental.

O uso descomedido de práticas extrativistas, mesmo em regime de subsistência, tem contribuído para a extinção de diversas espécies da fauna e da flora que são imprescindíveis para o desenvolvimento da região, trazendo maiores riscos econômicos e sociais (DUARTE e BARBOSA, 2010). Grande parte da população extrai

fauna e flora para subsistência, mas infelizmente fazem isso de forma inconsciente e exaustiva, esgotando os recursos naturais. Além disso, as condições climáticas desfavoráveis tornam ainda maior a susceptibilidade à desertificação nessas áreas.

SINGH (1998) classifica as perturbações humanas como uma forma de distúrbio crônico. Essas perturbações causam a remoção de pequenas frações da biomassa da floresta de forma lenta e em curtos intervalos de tempo, não permitindo a regeneração adequada dessa biomassa devido à frequência do impacto sutil e destrutivo.

O regime pluviométrico do SAB tem sido bastante severo, chegando ao ponto de, em áreas com baixo adensamento populacional e de pouca exigência, ainda ser bastante desfavorável para atividades agrícolas, pois tem poucos recursos hídricos, ineficazes para abastecimento (CAMPOS, 2014).

Em grande parte da região do SAB o crescimento populacional, as monoculturas e o intenso desmatamento da Caatinga através de técnicas exploratórias inconsequentes ampliaram a fragilidade dos recursos naturais já sofridos com longos períodos de estiagem, deixando marcas expressivas na paisagem, em especial no solo e na vegetação (ISRAEL, QUEIROZ e CARDOSO, 2005). Essas práticas exploratórias imprudentes geram um ciclo de vulnerabilidade ambiental e social, pois influencia na deterioração do meio ambiente, refletindo na vegetação, no solo e, consequentemente, nas atividades agrícolas que, em geral, são a única fonte de renda da população afetada (SOUSA, FERNANDES e BARBOSA, 2008). Em síntese, o homem pode ser considerado o protagonista no fenômeno da desertificação, mas também, vítima das condições impostas pelo clima e suas necessidades.

Conforme Kairis et al. (2014), muitos autores declararam a necessidade dos indicadores de desertificação levarem em conta as ligações entre as atividades antrópicas que pressionam o meio ambiente, as alterações nos componentes ambientais e as respostas sociais da população envolvida. Isso, porque as diversas práticas de manejo da terra interferem no grau de degradação, logo, pode-se assumir que o homem faz parte da problemática desse fenômeno através de suas interações.

Vieira et al. (2015) incluíram o índice de impacto humano no conjunto de indicadores para identificação das áreas susceptíveis à desertificação e comprovaram que áreas críticas que anteriormente não foram identificadas com sensibilidade à esse fenômeno se tornaram evidentes.

Pei et al. (2015) objetivaram estudar a vulnerabilidade característica das regiões áridas e hiper áridas utilizando 16 índices. Dentre esses, foi-se usado o índice de

densidade humana devido às atividades de pastoreio e uso inadequado de recursos hídricos e concluíram a necessidade do consciente uso dos recursos naturais.

O impacto humano é um indicador determinante em relação à definição de desertificação adotada pela ONU, pois o clima semiárido pode ser potencialmente desertificado se esse tiver atividades antropogênicas.

2.7 ABORDAGENS CIENTÍFICAS DE DETECÇÃO DA SUSCEPTIBILIDADE À DESERTIFICAÇÃO

Tentar compreender o processo da desertificação tem sido bastante desafiador. Os esforços são refletidos em inúmeras abordagens científicas encontradas na literatura em nível internacional e nacional. Vários autores têm realizado estudos com conjuntos de indicadores associados à tecnologia do SR para identificar ou monitorar as áreas susceptíveis a desertificação.

Com o objetivo de identificar áreas de risco de desertificação na região do México, que apresenta em seu território 30% de terras secas com uma população de 250 milhões, Bencerril-Piña et al. (2015) aplicaram no Centro-Norte do país, uma região com alta densidade populacional e fortes contribuições nos setores industrial e econômico, uma metodologia que envolveu uso de indicadores e produtos de SR.

Assim como Kairis et al. (2014), que citaram três categorias de índices para o auxílio de identificação de desertificação, Becerril-Piña et al. (2015) se apoiaram em três pilares: ambiental (vegetação e solo), antrópico e climático. Tais autores usaram imagens dos satélites Landsat TM, dos anos de 1995, 2000, 2005 e 2010, nos períodos secos da região, evitando assim influências de cobertura de nuvens, e fizeram análises espaço-temporais para obter o Índice do Risco de Tendência à Desertificação (IRTD).

O IRTD é composto por índices de vegetação (NDVI, SAVI e WdVI), índices de solo (BSI e GSI), índice de clima (AI) e índice antrópico (IIH). Na metodologia, foi tomado por base o estimador não paramétrico de Theil-Sen, que fornece uma análise de tendência, usualmente aplicado em séries hidrológicas e em outros estudos com séries temporais (SHAN et al., 2015; MASIOL et al., 2017; GUERREIRO, RUZ e PAJARES, 2017; AYDOGAN e AYAT, 2018). Após a obtenção do IRTD, foi elaborado um mapa dividido em quatro categorias de classificação de risco à desertificação por intervalo de quebras naturais, distribuído em risco baixo, médio, alto e extremo.

Os autores supracitados também determinaram as taxas de mudança da cobertura da terra, através da AVM, resultado da combinação do SAVI e BSI para o ano inicial de 1993, terminando em 2011.

Através dos resultados da análise, tais pesquisadores concluíram que o conjunto de indicadores proposto é vantajoso, pois apresenta baixo custo, aplicação simples e mostrou-se ser eficaz no monitoramento de áreas em processo de desertificação. Porém, recomendaram que, em próximos estudos, fosse adicionada a etapa de validação, pois, devido à complexidade do fenômeno da desertificação, a dinâmica espectral pode não ser suficiente para caracterização da área. A Figura 5 mostra o fluxograma seguido e a escala temporal adotada para cada conjunto de indicadores no estudo de Becerril-Piña et al. (2015).

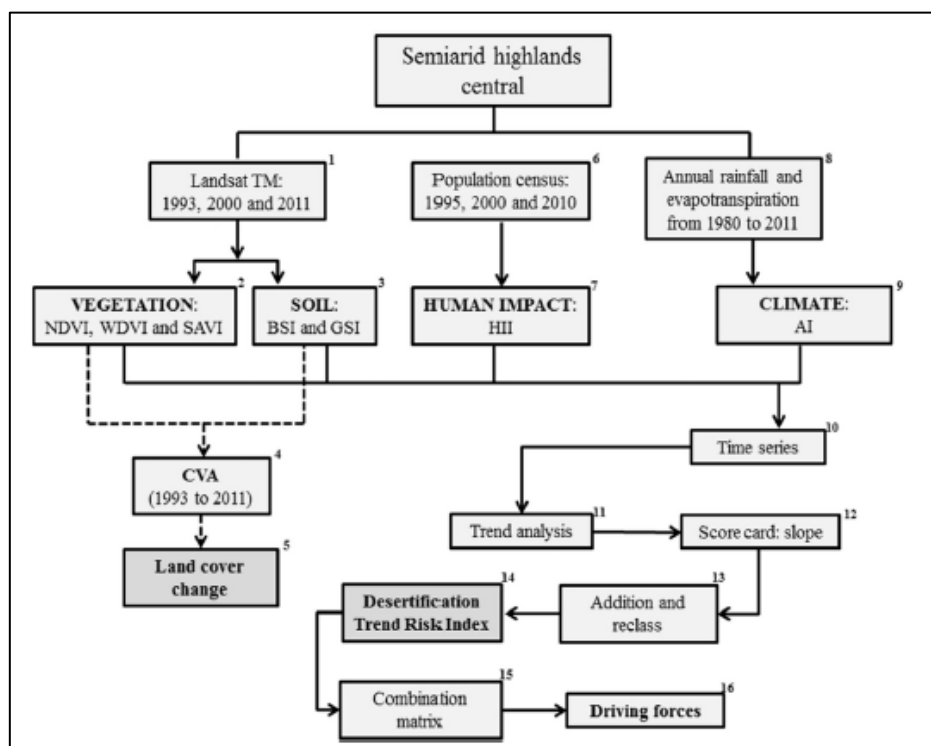


Figura 5: Esquema metodológico de Becerril-Piña et al. (2015).

Fonte: Becerril-Piña et al. (2015).

Vieira et al. (2015) desenvolveram uma pesquisa no Nordeste brasileiro, selecionando um conjunto de 11 indicadores para identificar as áreas susceptíveis à desertificação, baseado em estudos anteriores: pedologia; geologia; geomorfologia; dados topográficos; uso e cobertura do solo; IA; densidade de gado; densidade de habitantes rurais; densidade de áreas mais quentes; Índice de Desenvolvimento Humano (IDH); e conservação de unidades.

Os indicadores foram coletados para o ano de 2000 e 2010 e distribuídos em grupos, onde cada um recebeu um fator de peso (1 = baixa susceptibilidade; e 2 = alta susceptibilidade). A metodologia adotada por tais autores foi a *Mediterranean Desertification and Land Use* (MEDALUS), que é bastante usual devido a sua simplicidade e flexibilidade. Ela mapeia a sensibilidade ambiental da área e permite uma avaliação de causa e efeito. Essa metodologia ficou dividida em quatro categorias: *i)* meio físico (pedologia, geologia, geoformologia e declividade), contendo dados derivados de mapas pré-existentes em órgãos e entidades governamentais; *ii)* meio climático (IA); *iii)* gestão da terra (uso e cobertura do solo, densidade animal, densidade de áreas mais quentes, unidades de conservação), derivado de imagens de satélites e outros mapas pré-existentes de uso e cobertura do solo, sendo proveniente também de dados do Ministério do Meio Ambiente; e *iv)* IDH.

No estudo de Vieira et al. (2015), os dados foram validados por meio de um método que segue uma função de probabilidade binomial, que faz a relação entre os erros de imagens de satélites e as amostras de um mapa, e quantifica quantas amostras são necessárias para validação em relação à área de estudo. No estudo específico, foi selecionado um total de 110 amostras aleatoriamente através do Google Earth e de imagens de campo, classificadas em baixa, média e alta susceptibilidade à desertificação e comparadas com as imagens correspondentes.

No referido estudo, após a validação dos índices, os mapas das áreas susceptíveis à desertificação foram elaborados, um para o ano de 2000 e outro para o ano de 2010. Depois, foi analisada a diferença entre esses mapas. Na Figura 6, apresentam-se os mapas referentes aos anos de 2000 e 2010 e o resultado da operação de diferença entre ambos. Em suas considerações finais, os autores afirmaram que a metodologia proposta mostrou ser útil e rentável, e sugeriram a integração de outros indicadores que pudessem contribuir para a análise.

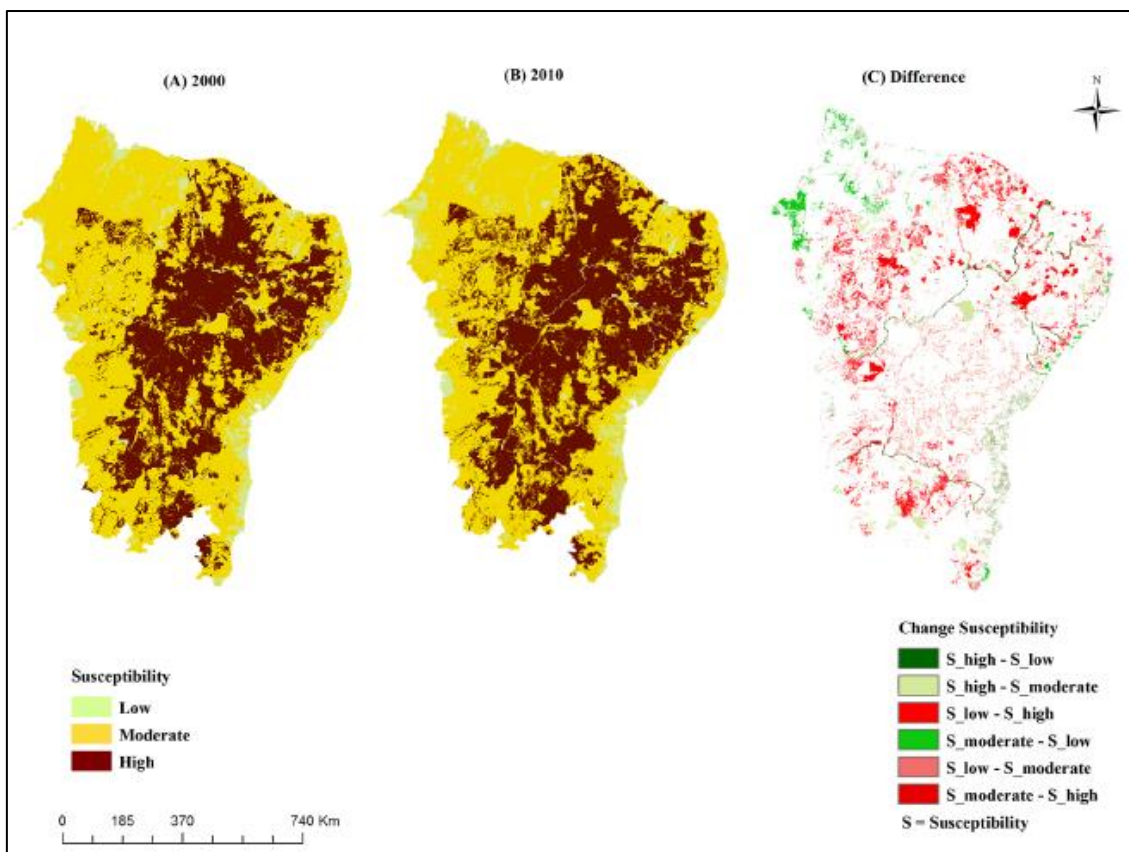


Figura 6: Mapas de áreas susceptíveis à desertificação dos anos de 2000 e 2010, e mapa da diferença entre esses anos.

Fonte: Vieira et al. (2015).

Lanchin et al. (2016) realizaram uma avaliação da cobertura do solo e da desertificação em uma região de preservação na Mongólia. Através de imagens Landsat multitemporais dos anos 1990, 1995, 1999, 2002, 2006, 2010 e 2011, tais pesquisadores extraíram os índices NDVI, TGSi e albedo da superfície terrestre para avaliar a desertificação, que foi classificada em 5 categorias: zero, baixa, média, alta e severa.

A metodologia adotada no referido estudo chama-se árvore de decisão, onde se tem uma estrutura recursiva para cada indicador, seguindo um critério de classificação de desertificação. Na Figura 7, vê-se a árvore de decisão utilizada, a qual pode sofrer alterações conforme os resultados dos indicadores variem. Além disso, foi calculado o coeficiente de correlação de Pearson entre os índices.

Após esse procedimento, com os resultados, foram elaborados mapas com cada indicador para obter a classificação final de cada período de observação. Os pixels foram avaliados em relação às matrizes de mudança da cobertura da terra do ano de 1990 a 2011, similar ao que foi realizado por Vieira et al. (2015), comparando os resultados do ano inicial e final da pesquisa.

Os resultados encontrados por Lanchin et al. (2016) referentes à avaliação dos indicadores NDVI, TGSi e albedo identificaram que no período do estudo a variação da área desertificada foi de um total de 87%. Não foi citado pelos autores nenhum procedimento referente à validação dos resultados encontrados nessa pesquisa.

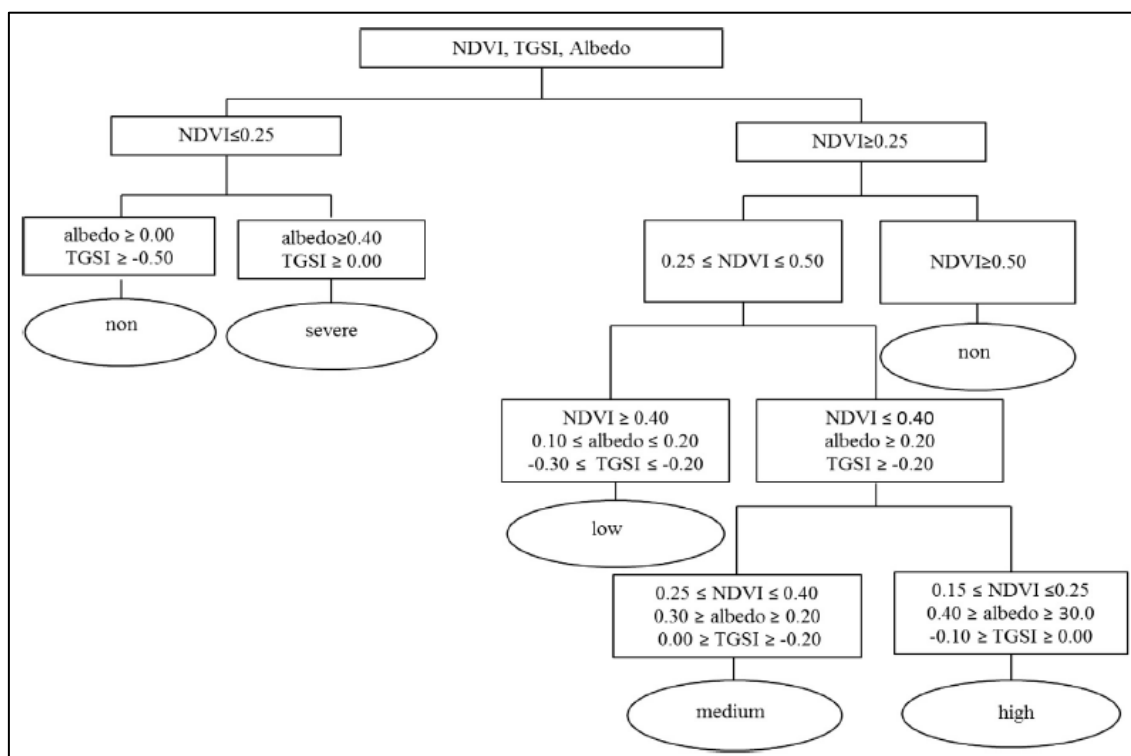


Figura 7: Diagrama da árvore de decisão aplicada por Lanchin et al. (2016).
Fonte Lanchin et al. (2016).

Bandyopdhyay e Saha (2016) desenvolveram uma pesquisa comparando a interrelação entre índices de vegetação e índices meteorológicos, com o intuito de compreender o impacto da chuva na vegetação em uma região semiárida no Noroeste da Índia, em um estado chamado Gujarat. Os pesquisadores direcionaram a pesquisa para investigar períodos de seca. Como escala temporal, adotaram o período de 1982 a 2001, levando em consideração a sazonalidade.

O estado de Gujarat chegou a apresentar, em uma escala temporal de 15 anos (1986-2011), 12 períodos críticos de longa estiagem com grande número de mortalidade no ano de 1987. A metodologia do estudo aplicada por Bandyopdhyay e Saha (2016) envolveu 4 indicadores, sendo dois climáticos e dois de vegetação. Os climáticos são: Índice de Precipitação Padronizado (SPI); e o Índice de Anomalia de Precipitação (RFA). E os indicadores de vegetação são: Índice de Condição Vegetativa (VCI); e o NDVI Anomaly Index (NAI), que é uma variação do NDVI que leva em consideração o

desvio e a média dos valores em longo prazo. Para validação foram utilizados dados de precipitação disponíveis.

Os autores supracitados concluíram que os quatro índices mostram entre si correlações múltiplas e têm potencialidade de selecionar regiões com seca, pois apresentaram valores altos durante os anos de seca e valores baixos durante o período de não seca. A Figura 8 mostra a validação dos índices com a precipitação obtida no referido estudo, apresentando a eficácia na identificação da seca.

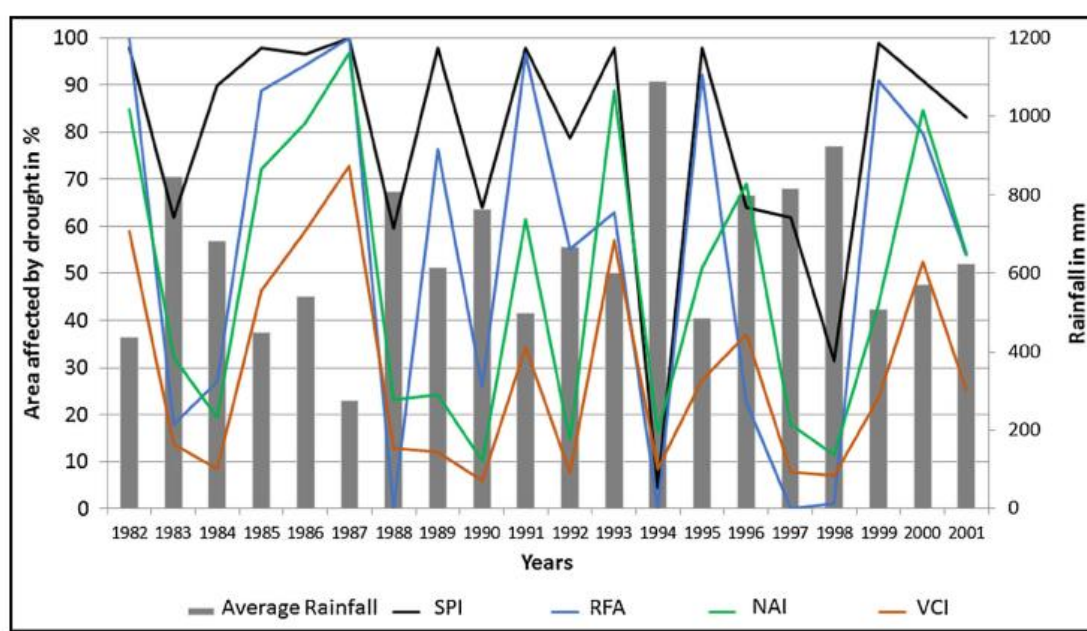


Figura 8: Média da precipitação em relação ao percentual de áreas afetada pela seca, identificada pelos índices SPI, RFA, NAI e VCI no período de 1982 a 2001.

Fonte: Bandyopdhyay e Saha (2016).

Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), assim como Lanchin et al. (2016), usaram uma metodologia baseada em árvore de decisões para verificar se há o progresso de desertificação em uma região na província do Planalto Central do extremo sul do deserto de Chihuahuan, no México. A Figura 9 ilustra a metodologia seguida nesse estudo.

Através de imagens do Landsat TM dos anos 1990, 1995, 2000, 2005 e 2011, em um período considerado seco, os pesquisadores calcularam o NDVI, NDWI, Índice de Óxidos de Ferro (IO) e Temperatura Superficial (TS), e propuseram uma nova equação de equilíbrio para comparar as mudanças ocorridas entre um ano e outro. Dessa forma, similar à metodologia de Bencerril-Piña et al. (2015), as mudanças que ocorreram ao longo desse período, resultando em valores positivos ou negativos de cada pixel, indicariam um maior ou menor risco de degradação.

Como produto, Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017) elaboraram um mapa com base nas quatro imagens para obter a probabilidade da desertificação. Eles validaram os resultados através de 20 pontos de observação de campo, onde verificaram a temperatura com medição em campo. A umidade foi estimada por dados paramétricos de órgãos da região e a vegetação foi estimada por proporção da área em 1 m². Dessa forma, concluíram que a probabilidade de desenvolvimento de um processo de desertificação na região de estudo era muito baixa, mesmo assim, pontuaram algumas regiões que deveriam ter um olhar mais cuidadoso.

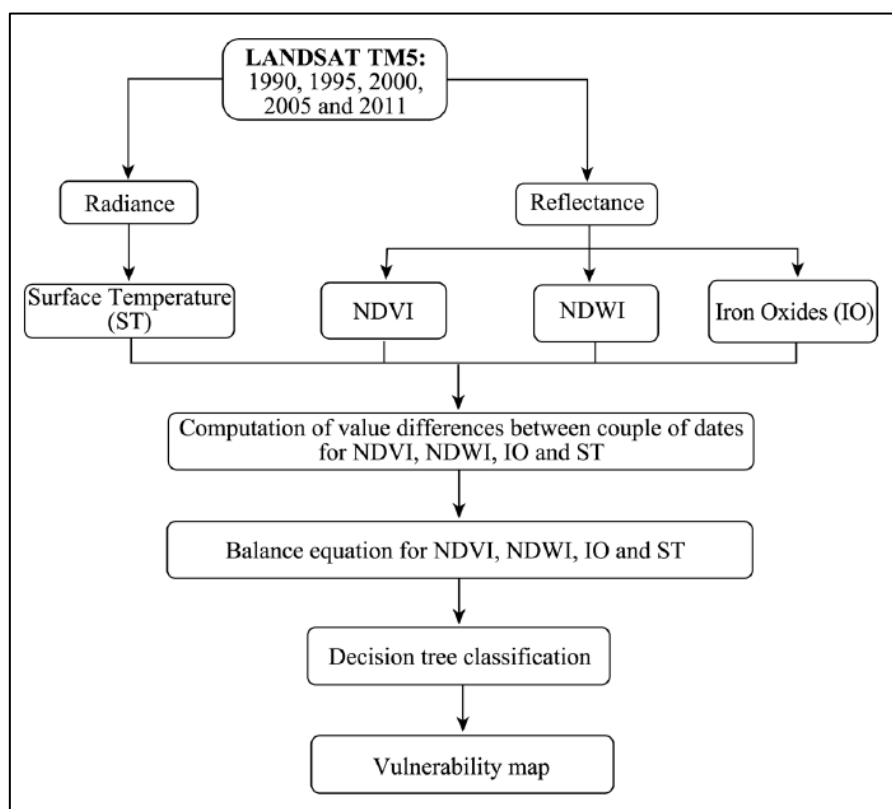


Figura 9: Metodologia do progresso da desertificação em Chihuahuan.
Fonte: Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017).

Cunha et al. (2017) realizaram uma pesquisa no SAB enquanto tal região ainda envolvia um total de 1.135 municípios. Foi testada a aplicabilidade de mensurar o impacto da seca na região estudada através de um índice híbrido denominado *Vegetation Supply Water Index* (VSWI), formado pelo NDVI e a Temperatura da Superfície (TS).

Os dados foram coletados através do sensor MODIS a bordo dos satélites Terra e Acqua. Cunha et al. (2017) obtiveram dados referentes ao NDVI e à TS para o período de 2003 a 2014, com médias mensais e, na escala espacial, excluíram as áreas que representavam a região urbana e os corpos hídricos.

Para validação, foram utilizados dados de precipitação de estações meteorológicas, assim como Bandyopdhyay e Saha (2016), sendo que Cunha et al. (2017) também incluíram dados de armazenamento de água em solo obtidos por meio de um balanço hídrico. Diante disso, concluíram que a relação empírica do VSWI tem potencialidade para identificar, em análises espaço-temporais, regiões com déficit hídrico, em especial quando aplicada em período chuvoso. Dessa forma, o estudo de Cunha et al. (2017) difere das metodologias já relatadas, como a de Bencerril-Piña et al. (2015) e Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), que foram aplicadas em período seco. A Figura 10 mostra o resultado do VSWI obtido por Cunha et al. (2017), no qual os valores mais elevados são indicativos de situação de estresse hídrico.

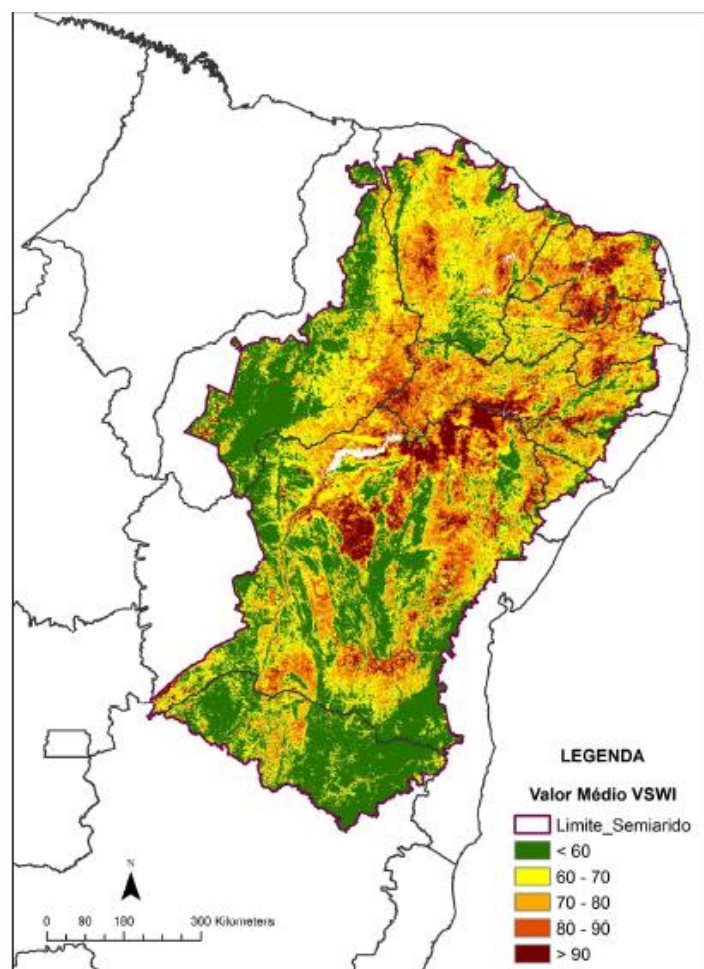


Figura 10: VSWI médio no ano hidrológico (de Outubro a Setembro) para o período de 2003 a 2014. Fonte: Cunha et al. (2017).

Mail (2017) desenvolveu um método baseado na modelagem do uso e cobertura da terra que, através da tecnologia do SR e uso de indicadores, pudesse avaliar a desertificação. Assim como Vieira et al. (2015), a escala temporal do referido estudo

se limitou a dois anos, iniciando em 2007 e finalizando em 2015. Mail (2017) utilizou imagens Landsat do período seco, calculando os índices NDVI, *Normalized Difference Building Index* (NDBI), *Normalized Difference Water Index* (NDWI), NDBaI e *Crust Index* (CI). Como área de estudo, tal autor considerou a bacia hidrográfica Udhaím, uma das mais importantes do Iraque, com condições climáticas do tipo árida, semiárida e úmida.

No estudo de Mail (2017), foram elaborados mapas binários para os anos de 2007 e 2015, derivados de limiares selecionados para cada índice: NDVI representando área de vegetação limiar maior ou igual 0,4; NDBI representando área construída com limiar maior que 0,1 e menor que 0,3; NDWI pela área de água limiar maior que 0,243; NDBaI referente ao solo nu com limiar maior que 0; e CI com área de crosta de solo maior que 0,5. Posteriormente, multiplicou-se os resultados de cada mapa binário por um número código para obter o mapa de uso e ocupação da terra dos anos de 2000 e 2015. Na Figura 11, tem-se o fluxograma da metodologia adotada por Mail (2017), mostrando as etapas de coleta dos dados, tratamento das imagens, cálculo dos índices e álgebra de mapas.

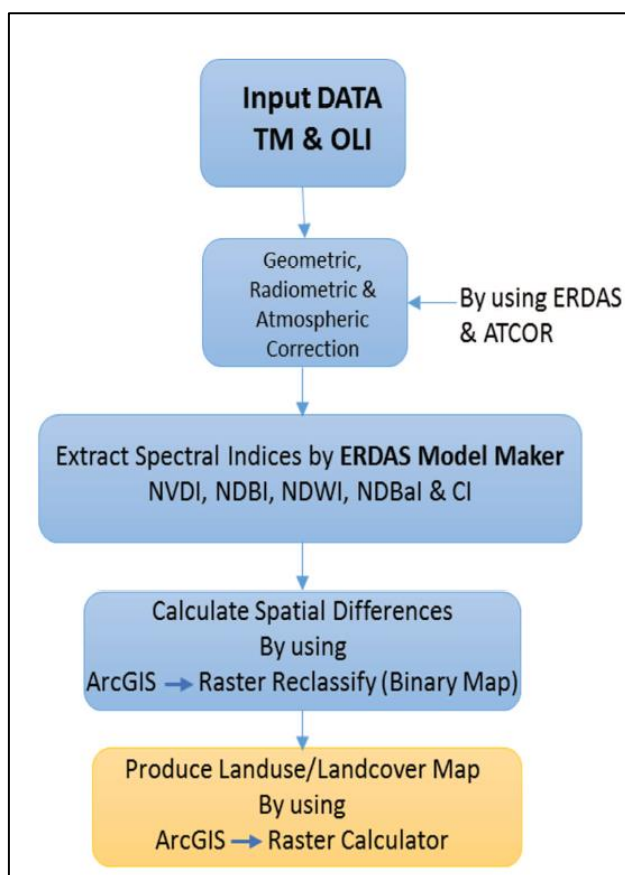


Figura 11: Fluxograma da metodologia adotada por Mail (2017).
Fonte: Mail (2017).

A área de estudo de Tomasella et al. (2018) foi a mesma estudada por Vieira et al. (2015): o Nordeste brasileiro. Com imagens do satélite Terra, Tomasella et al. (2018) calcularam o NDVI entre os anos de 2000 e 2016, em períodos secos e chuvosos, para monitorar áreas de solo nu candidatas à degradação de solo.

A validação da pesquisa do referido estudo foi realizada no ano de 2016, no período seco, em uma região leste do estudo, conhecida como Sertão Sergipano. Através de uma técnica de amostras aleatórias, foram visitados 170 pontos em diferentes processos de densidade de vegetação para coleta do solo. Em seguida, com imagens Landsat, desenharam polígonos em torno de cada ponto para amostras de treinamento, classificando-os como: solo nu, pastagem, agricultura e floresta. Também foi aplicado um questionário na comunidade local para verificar o histórico de solo nu da região.

Para calibração do NDVI, no estudo de Tomasella et al. (2018) fez-se uso de outro índice denominado *Woody Vegetation Biomass Index* (WVBI), que foi calculado em campo e, posteriormente, classificado. Depois, calcularam uma relação linear entre o NDVI e o WVBI, onde foi possível estabelecer os valores limiares para NDVI em período seco e chuvoso (Figura 12).

Tomasella et al. (2018) concluíram que, para a escala espacial adotada de 250 metros, os valores do NDVI foram consistentes para identificar a desertificação.

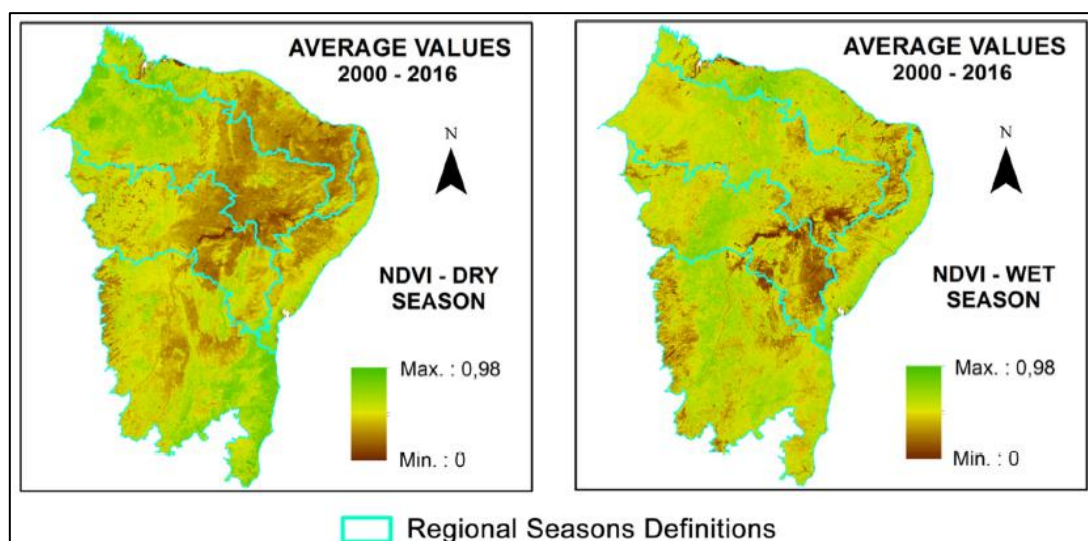


Figura 12: Valores médios de NDVI para estação seca e chuvosa, segundo metodologia de Tomasella et al. (2018).

Fonte: Tomasella et al. (2018).

Cunha et al. (2020) selecionaram uma região no SAB conhecida como “Cariris Velhos” como área de estudo do processo de desertificação com SR. Com o intuito de encontrarem um melhor indicador de mudança de uso da terra, utilizaram um conjunto de imagens Landsat com escala temporal de 31 anos. A partir das imagens Landsat selecionadas, calcularam os índices espectrais Surface Albedo (SA), EVI e NDVI para comparar qual teria o melhor desempenho em identificar a mudança de uso e cobertura. Para isso, aplicaram o método de tendência residual (TSS-RESTREND).

Para validação dos dados, assim como Vieira et al. (2015), Cunha et al. (2020) utilizaram interpretação visual de imagens de alta resolução do Google Earth. Também usaram técnicas que incluíam imagens RapidEye e Landsat com composição colorida e falsa cor. Além disso, foram feitas visitas de campo para averiguação da cobertura da terra, localizando pontos específicos para amostras, delimitando uma área de influência e validando através de métricas.

Os autores mencionados concluíram que índice SA apresentou melhores resultados para identificar as mudanças de uso e cobertura do solo. Ao comparar os 3 índices, perceberam que o NDVI e o EVI obtiveram um desempenho mais baixo na identificação das mudanças de uso e cobertura do solo, porém apresentaram um melhor desempenho quando aplicados em período seco. A Figura 13 mostra os resultados de cada índice, a escala temporal e o mapa formado pelos dados observados no estudo de Cunha et al. (2020).

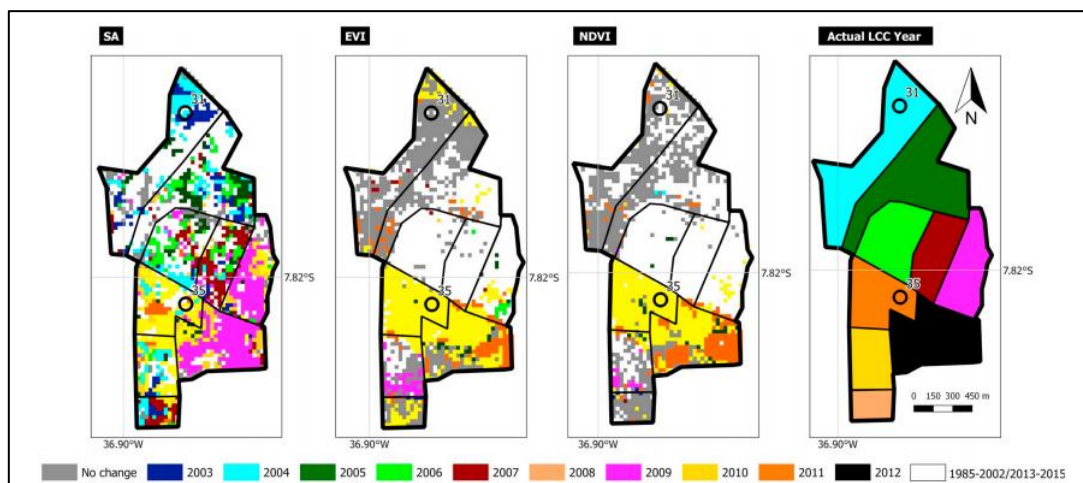


Figura 13: Anos e pontos de não detecção do LCC nos índices AS, EVI e NDVI, e o ano de comparação final.

Fonte: Cunha et al. (2020).

2.8 MÉTRICAS PARA AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A tecnologia do SR é bastante efetiva para analisar áreas extensas de difícil acesso, mas, para pesquisas científicas, é importante que se possa validar os dados estimados. Para isso, existem diversas metodologias sendo aplicadas com esse objetivo, conforme abordado nas pesquisas de Vieira et al. (2015), Bandyopdhyay e Saha (2016), Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), Cunha et al. (2017), Tomasella et al. (2018) e Cunha et al. (2020).

As métricas para validação de desempenho, também chamadas de índices de desempenho, têm sido comumente aplicadas para validação de dados derivados do SR, comparando o evento estimado pelo satélite ao evento ocorrido (observado).

A Tabela 6 mostra alguns índices de performance para análise e avaliação, quando se tem dados estimados e observados.

Tabela 6: Índices de desempenho de acertos e erros.

Fonte: Adaptado de PAZ e COLLICHONN, 2011.

Índice	Definição	Equação	Valores
PC (Proporção correta)	Percentual de acertos gerais, independente dos valores referentes ao acerto da ocorrência ou não ocorrência do evento.	$PC = \frac{a + d}{n} \quad (17)$	Varia entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1, melhor a performance.
POD (Probabilidade de detecção)	Percentual de acertos em relação à ocorrência.	$POD = \frac{a}{a+c} \quad (18)$	
FAR (Taxa de alarme)	O percentual do evento foi estimado em relação à sua não ocorrência.	$FAR = \frac{b}{a+b} \quad (19)$	
ISC (Índice de sucesso crítico)	Mensura a fração de eventos que foram estimados e realmente ocorreram.	$ISC = \frac{a}{a+b+c} \quad (20)$	
BIAS (taxa de tendência)	Relação entre a quantidade de vezes que o evento foi estimado e o ocorrido.	$BIAS = \frac{a + b}{a + c} \quad (21)$	Assume qualquer valor > que 0. Quanto mais próximo de 1, melhor a performance. Quando > 1, superestimativa de ocorrência do evento; quando < 1 subestimativa.
PFD (Probabilidade de falsa detecção)	Probabilidade de falsa detecção.	$PFD = \frac{b}{b + d} \quad (22)$	Varia entre 0 e 1 e quanto mais próximo de 0 melhor o desempenho.

Onde: $n = a+b+c+d$; a = acertos; b = falsos alarmes; c = erros; d = o número de vezes que o fenômeno foi corretamente identificado.

Os estudos hidrológicos estão entre os que mais exploram o uso das métricas para avaliação de desempenho. Além disso, eles comparam os produtos de estimativa de

chuva dos satélites e os validam com dados observados de estações meteorológicas (PAZ e COLLICHONN, 2011; KIM et al., 2017; ISLAN, 2018; WANG et al., 2019; MAHBOD, VERNESI e SHIRVANI, 2019; GUMINDOGA et al. 2019; PAREDES TREJO, BARBOSA e SANTOS, 2019).

Mahbod, Veronesi e Shirvani (2019) utilizaram os índices de ponderação POD, FAR e ISC para validar a precipitação do produto 3B42, do satélite Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM), para regiões áridas e semiáridas. Como a variável tempo também estava sendo analisada, os dados foram avaliados em escala de períodos de 1, 2, 3, 5, 7, 10, 15 e 20 dias e mensal. Como dados observados, foram utilizados pluviômetros das estações terrestres.

Na pesquisa de Mahbod, Veronesi e Shirvani (2019), os melhores valores de desempenho foram encontrados quando a escala temporal apresentava um período maior, ou seja, quanto mais dias, melhores foram os resultados. A Figura 14 mostra os resultados da análise ponto ao pixel em relação à quantidade de chuvas estimadas pelo satélite e os dados observados dos pluviômetros em relação ao número de dias.

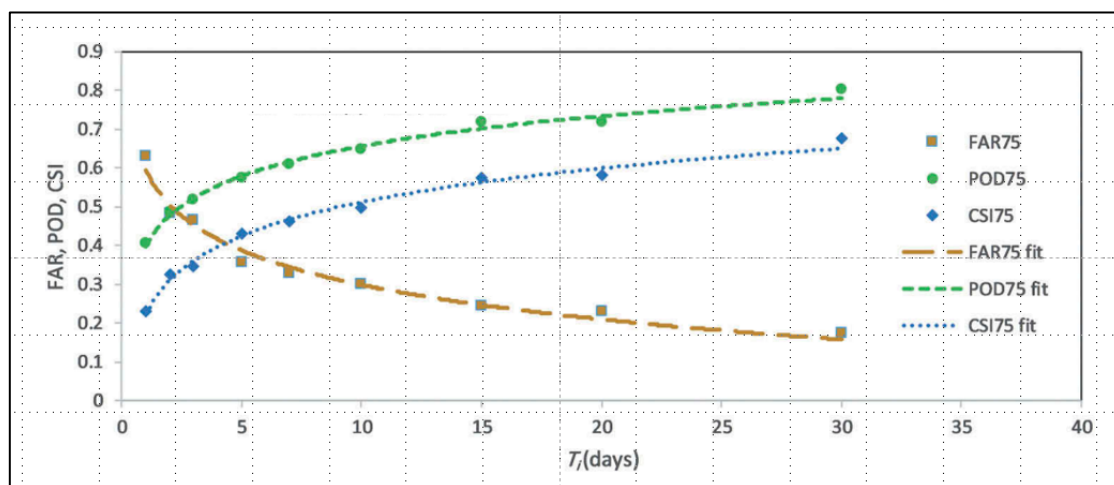


Figura 14: Valores médios das métricas da previsão de detecção, índice de sucesso e alarme falso em diferentes escalas de tempos.

Fonte: Adaptada de Mahbod, Veronesi e Shirvani (2019).

Gumindoga et al. (2019) também realizaram um estudo com objetivo similar ao de Mahbod, Veronesi e Shirvani (2019). Eles validaram os dados estimados de precipitação do produto CMORPH com dados observados de estações meteorológicas da área de estudo. Como índices de desempenho, utilizaram POD, FAR, ISC e Frequency Bias (FBS).

Embora os índices de desempenho sejam bem difundidos para validar os produtos dos satélites de estimativa de chuva, outros autores, como Lessel e Ceccato (2016), Ezzine et al. (2017), Mosavi et al (2020) e Cunha et al. (2020), mostraram que esses índices também podem ser aplicados em outras temáticas, como validação de índices espectrais.

Lessel e Ceccato (2016), em sua pesquisa de uso e ocupação do solo, aplicaram a tecnologia do SR para identificação de áreas de culturas no Uruguai a partir de análises do NDVI, de uma composição colorida das cores vermelho, verde e azul (RGB) e da extração de valores que correspondem ao solo e vegetação.

Tais autores realizaram uma combinação temporal entre os anos de 2009 a 2013. Com imagens Landsat, identificaram cenários referentes ao ciclo de cultura. Como dados observados, usaram o plano de cultivo e mapas de localização de cultivo fornecidos por órgãos oficiais da região.

De acordo com os valores obtidos de POD, FAR e ISC, os resultados foram satisfatórios. Mesmo com interferência de nuvens nas imagens, foi possível identificar melhores resultados quando comparados ao plano de cultivo da região. A Figura 15 mostra os resultados encontrados referentes à identificação da cultura em uma das cenas Landsat e à identificação de ocorrências, erros e alarmes falsos.

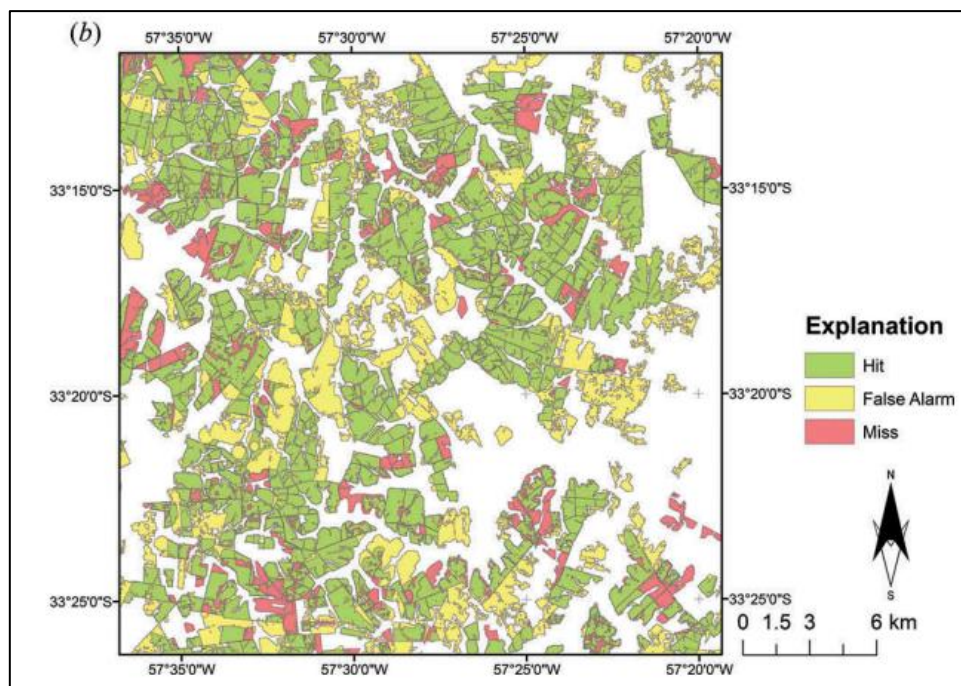


Figura 15: Resultados da aplicação da metodologia de Lessel e Ceccato (2016) para identificação de culturas em uma determinada região, onde as ocorrências em verde são os acertos, em rosa constam os erros e o amarelo se refere aos alarmes falsos.

Fonte: LESSEL e CECCATO (2016).

Cunha et al. (2020) também utilizaram métricas para validar dados de reflectância com dados observados em campo. Eles agruparam os resultados validados da seguinte forma: i) verdadeiro, quando o ano de mudança de uso da terra real foi detectado em um intervalo de 95% de confiança do ano estimado ou quando tal mudança não foi detectada e de fato não ocorreu; ii) tempo errado, quando a mudança de uso da terra não estava no intervalo definido como de segurança de 95%; iii) falso negativo, quando tal mudança não foi detectada, mas ocorreu; e iv) falso positivo, quando a mudança de uso da terra foi detectada, mas não ocorreu.

3– MATERIAIS E MÉTODOS

Os materiais utilizados no presente estudo envolveram o software de Sistema de Informações Geográficas (SIG) de acesso livre QGIS, imagens do satélite Landsat, dados dos setores censitários, dados de estimativas populacionais, dados meteorológicos obtidos de fontes oficiais e informações de campo acerca de pontos avaliados quanto ao processo de desertificação, e coleta de coordenadas geográficas por aparelho receptor Sistema de Posicionamento Global (GPS) de navegação.

De forma resumida, as etapas desenvolvidas na pesquisa envolveram cálculos de índices a partir dos dados de SR, populacionais e meteorológicos. Em todos esses cálculos foram levadas em consideração as escalas espacial e temporal. Em seguida, com os dados espacializados, foram realizadas as álgebras de mapas, tomando por base a metodologia adotada por Bencerril-Piña et al. (2015), citada no item 2.7, que calcula a AVM e o IRTD. Paralelamente, foram feitas visitas de campo para coletar as coordenadas geográficas da região e caracterizá-la. Em seguida, 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 semiárido brasileiro, precisamente na sub-bacia do Rio Taperoá, localizada na Paraíba. Como área piloto para visitas de campo, foi selecionada uma região localizada no sudeste da sub-bacia do Rio Taperoá, esta, por sua vez, denominada de Área de Preservação Ambiental (APA) do Cariri.

A Figura 16 mostra, de forma resumida, o fluxograma da metodologia desenvolvida, descrita detalhadamente nos itens a seguir.

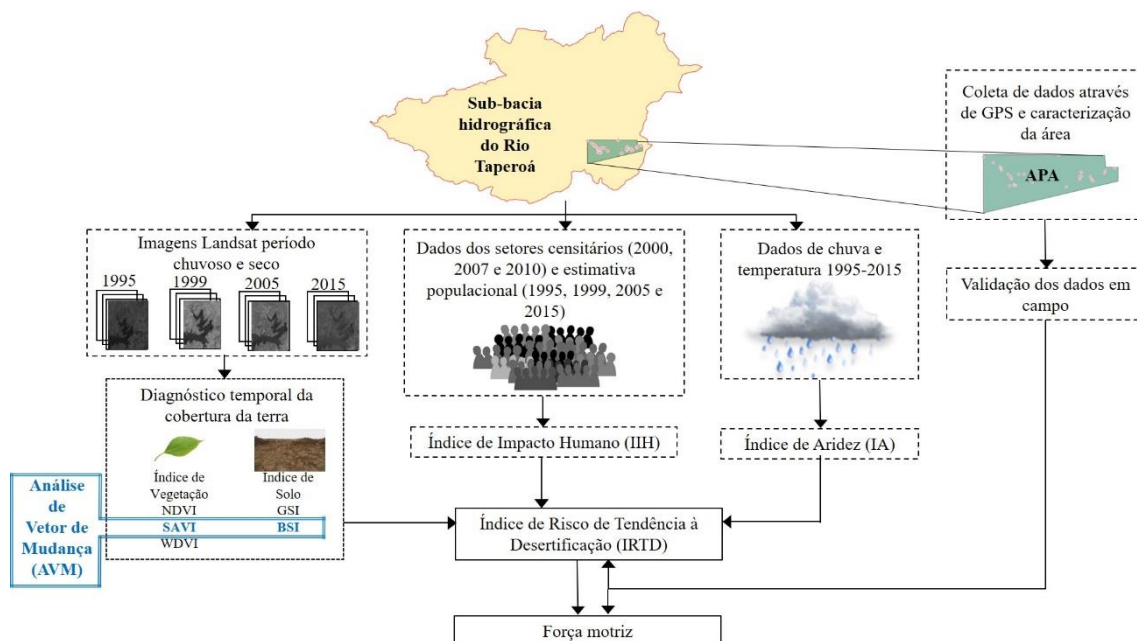


Figura 16: Fluxograma da metodologia do trabalho.
Fonte: Próprio autor.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO E OBTENÇÃO DE DADOS DE CAMPO

A metodologia foi aplicada na sub-bacia do rio Taperoá, localizada em região semiárida do estado da Paraíba, no Nordeste do Brasil. 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.

A região da sub-bacia apresenta precipitação média anual entre 350 e 600 mm, sendo classificada pelo método de Koeppen como região semiárida quente (Bsh). Apresenta maior precipitação total em um período de dois a quatro meses, sendo esses de janeiro a abril. As temperaturas mais baixas ocorrem entre os meses de julho e agosto, com mínimas de 21°C; as temperaturas mais altas estão entre os meses de novembro e dezembro, com máximas de 28°C; e a média anual é de 24°C (SOUZA, SILANS e SANTOS, 2004; LACERDA et al., 2005). A cobertura vegetal da região é predominantemente a Caatinga, com representações diferentes devido aos processos de desertificação encontrados na região.

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. Inserida na sub-bacia do rio Taperoá, também se encontra uma Área de Proteção Ambiental (APA) denominada APA do Cariri. A Figura 17 mostra o mapa de localização da sub-bacia do rio Taperoá e da APA do Cariri. Todos os dados geográficos dessa pesquisa foram reprojetoados para o Sistema de Coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM) 24S, Datum SIRGAS 2000. As bases cartográficas utilizadas de limites estadual e municipal foram adquiridas junto ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e o limite da sub-bacia hidrográfica é proveniente da Agência Executiva de Gestão das Águas (AESAs).

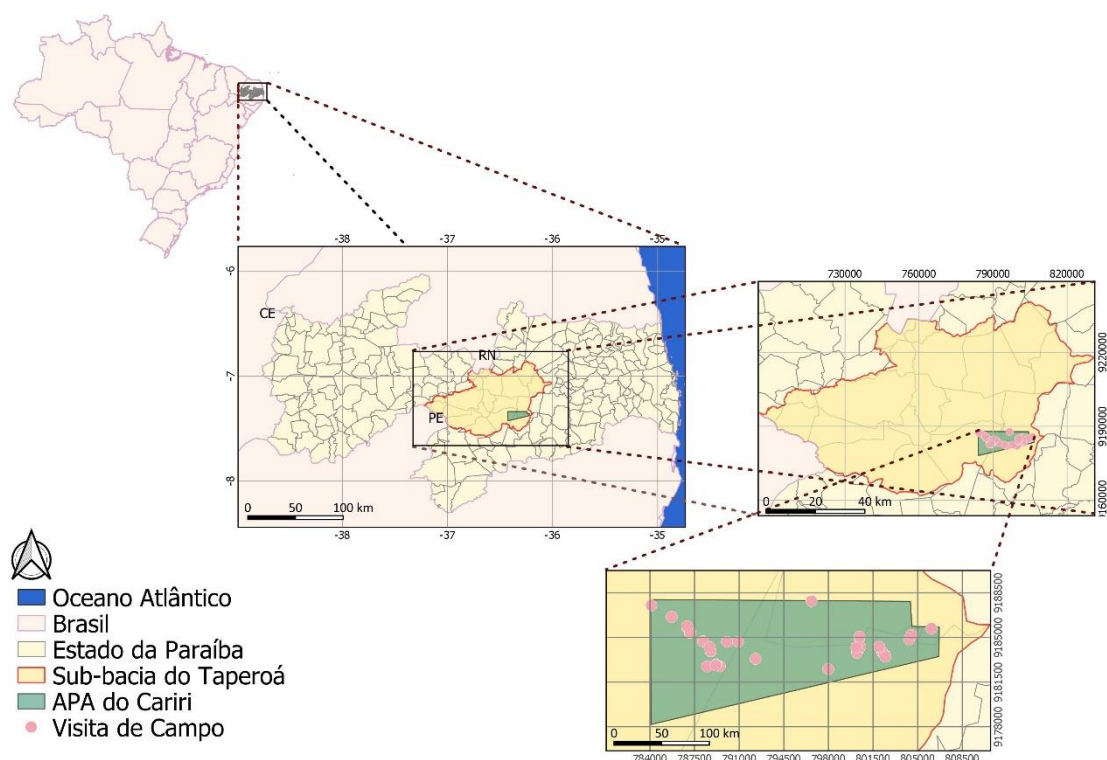


Figura 17: Área de localização da sub-bacia do Taperoá e da APA.

Fonte: Próprio autor.

3.1.1 Caracterização da Área Piloto

Considerada desde junho de 2004 pelo Decreto n.º 25.083 do Governo do Estado da Paraíba, a APA do Cariri se localiza no Sudeste da sub-bacia do Taperoá, medindo uma área de aproximadamente 18.560 ha. Está situada entre os municípios de Cabaceiras, Boa Vista e São João do Cariri e é populada por pequenas comunidades espaçadas com atividades agrícolas de subsistência. As principais vias de acesso para a APA são a rodovia estadual PB 160 ao Leste e a rodovia federal BR 412 ao Norte.

Por apresentar vegetação predominantemente da Caatinga, tomou-se por base a classificação de níveis de desertificação realizada por Souza e Souza (2016) para classificar as formas de degradação em 4 níveis: Baixo, Médio, Alto e Extremo. Foram levados em consideração alguns aspectos analisados em campo, sendo eles a diversidade, densidade, extrato da vegetação e solo exposto, conforme mostra a Tabela 7.

Tabela 7: Caracterização do grau de desertificação na área piloto.

Fonte: Adaptada de Souza (2008) e Souza e Souza (2016).

Fotografias da área dos pontos de visitação da APA	Caracterização das diferentes formas de degradação da Caatinga
	<p>Arbórea Arbustiva Fechada: Área com pouca atividade antrópica, e elementos ambientais favoráveis (solo e umidade).</p> <p>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 “catinga secundária em avanço estágio sucessional” (baixo);</p>
	<p>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 (médio);</p>
	<p>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);</p>
	<p>Arbustiva Aberta: Área mais degradada. Com maior presença de solo exposto, apresenta vegetações arbustivas ainda mais isoladas em relação ao estágio anterior (extremo).</p>

3.1.2 Procedimentos em campo

As visitas de campo foram realizadas com o apoio do Grupo de Estudos do Semiárido (GESA), que desenvolve diversas pesquisas na região e oferece suporte técnico com profissionais experientes, inclusive nativos, dispondo de transporte e pontos de apoio.

As campanhas de visitação foram realizadas em períodos curtos de duração, porém, com pernoites, sempre sendo acompanhadas por profissionais técnicos para caracterização da área e guia nativo. Os estudos foram realizados em períodos secos e chuvosos, sempre levando em consideração a acessibilidade. A Tabela 8 mostra a data da realização de cada campanha, bem como alguns registros fotográficos.

Em cada visita foram coletados pontos por aparelho receptor de GPS e feita a caracterização quanto ao grau de desertificação, conforme a Tabela 7. A Figura 18 mostra a espacialização dos pontos coletados dentro da APA coletado por GPS, bem como as principais vias de acesso a ela.

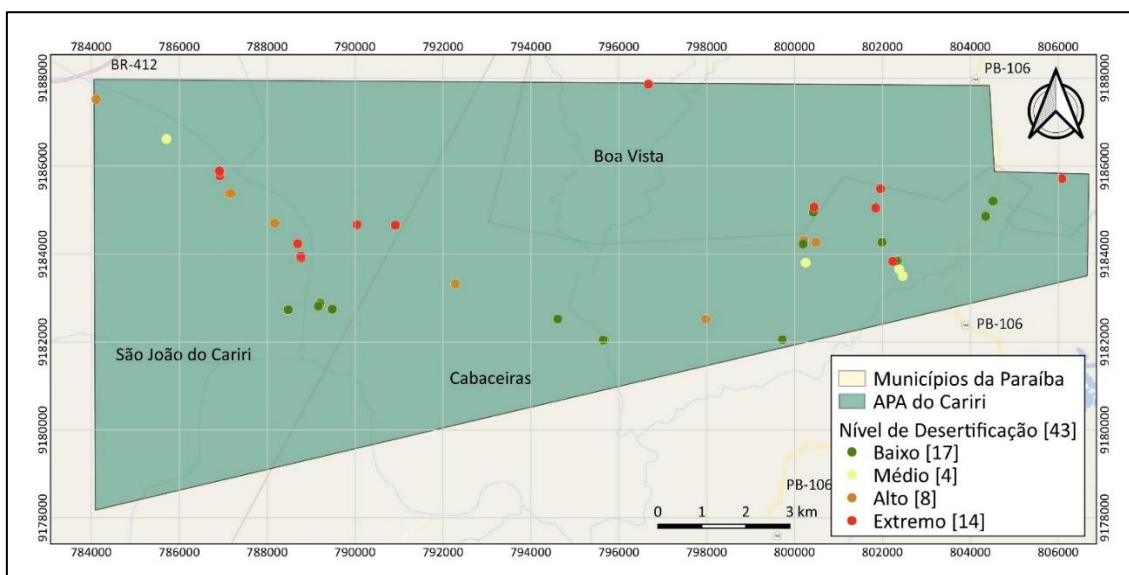


Figura 18: Área de localização da sub-bacia do Taperoá, APA e indicação dos 43 pontos de visitação de campo, com classificação, segundo o nível de desertificação descrito na Tabela 6.

Fonte: Próprio autor.

Tabela 8: Data das campanhas de visitação à área piloto e registros fotográficos.
 Fonte: Próprio autor.

Data da visita	Registro fotográfico		
24-25/11/2016			
22-26/01/2018			
14-15/05/2018			
21-22/01/2019			
12/11/2019			

Alguns pontos foram selecionados para revisitação, para reconhecimento e acompanhamento, em especial quando o registro era feito em locais que os técnicos não tinham nenhum histórico de visita. A Figura 19 mostra um desses registros em dois períodos distintos.



Figura 19: Registro fotográfico da mesma área em períodos distintos. Na imagem da esquerda, a visita foi realizada no período chuvoso, na campanha entre 14 e 15/05/2018. Na imagem da direita temos a visita no dia 12/11/2019, no período seco.

Fonte: Próprio autor.

3.2 AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DOS DADOS ORBITAIS

3.2.1 Aquisição dos Dados Orbitais

Os dados orbitais foram adquiridos através do site *U.S Geological Survey* (USGS). Para propósito desta pesquisa, foram selecionadas imagens Landsat TM 5 e Landsat OLI 8, cena 215/65, com resolução espacial de 30 metros, 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. A Tabela 9 mostra a data e o satélite correspondente à cada imagem. É importante ressaltar que foi feito um acervo de todas as imagens disponíveis compreendendo esse período, mas, devido ao alto percentual de nuvens recobrindo a área de estudo, nem todas puderam ser utilizadas.

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 (MIZAYAKI; NAGAI; SHIBASAKI, 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).

Tabela 9: Data das imagens, satélites e a cena utilizados nessa pesquisa.

Data	Landsat	Órbita Ponto
29/04/1995	5	215/65
20/09/1995	5	
08/04/1999	5	
17/10/1999	5	
07/03/2005	5	
02/11/2005	5	
06/05/2015	8	
14/11/2015	8	

3.2.2 Estimativa de Cobertura de Nuvens e Pré-Processamento

O percentual de nuvem nas imagens foi calculado no software QGIS, através do plugin *Cloud Masking*, desenvolvido por Xavier Corredor Llano, tomando por base o algoritmo de Zhu e Woodcock (2012) e Zhu, Wang e Woodcock (2015). Através do arquivo metadados das imagens e de uma composição colorida, o plugin cria uma camada máscara do tipo vetorial referente aos pixels identificados como nuvens e sombra de nuvens.

Com o resultado da camada máscara de nuvem gerada, foi realizado o recorte conforme a delimitação da área de estudo e calculada a quantificação de nuvens dentro desta delimitação da sub-bacia Taperoá. A Figura 20 mostra uma das cenas selecionadas com as nuvens e a camada máscara criada com o plugin *Cloud Masking* dentro da área de estudo.

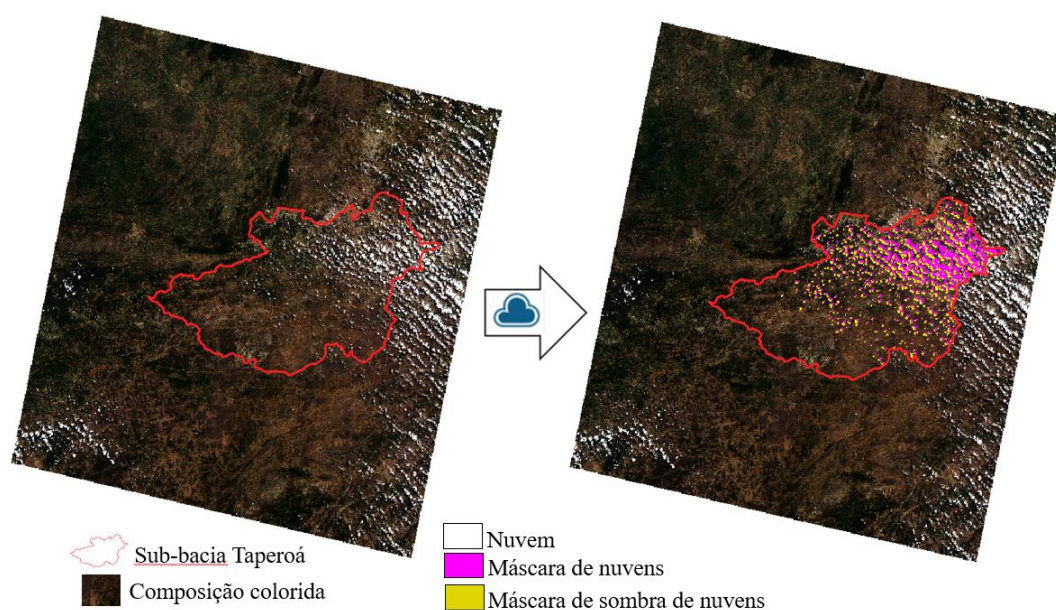


Figura 20: Aplicação do plugin *Cloud Masking* em uma cena de composição colorida utilizada na pesquisa e o resultado da camada máscara aplicada somente na área de estudo na sub-bacia Taperoá.
Fonte: Próprio autor.

A Tabela 10 mostra as datas, os satélites e o percentual de nuvens em cada cena pré-selecionada para o andamento da pesquisa.

Tabela 10: Características das imagens coletadas e o percentual de nuvem correspondente dentro dos limites da sub-bacia Taperoá, a área de estudo.

Data	Landsat	Cobertura de nuvens na área de estudo (%)
29/04/1995	5	9
20/09/1995	5	3
08/04/1999	5	0,1
17/10/1999	5	0
07/03/2005	5	19
02/11/2005	5	12
06/05/2015	8	20
14/11/2015	8	0

Posteriormente, foi constatada a necessidade de diminuir ainda mais a quantidade de pixels contaminados por nuvens para um melhor desenvolvimento da pesquisa. Para isso, foram utilizadas as imagens referentes a cada trimestre considerado chuvoso, ou seja, foram adotadas imagens dos meses de março, abril e maio (trimestre chuvoso) e em cada uma dessas imagens foi feita a camada máscara de nuvens para identificação dos pixels com nuvens. O mesmo procedimento foi realizado para o trimestre seco, sendo os meses de setembro, outubro e novembro. A Tabela 11 mostra as imagens utilizadas anualmente referentes ao trimestre chuvoso e o trimestre seco.

Tabela 11: Datas das imagens por trimestre chuvoso e trimestre seco e o ano de referência utilizado na pesquisa.

Trimestre	1995	1999	2005	2015
Chuvoso	28/03	23/03	07/03	19/03
	28/04	08/04	24/04	04/04
	31/05	10/05	26/05	06/05
Seco	20/09	15/09	15/09	27/09
	22/10	17/10	01/10	29/10
	07/11	18/11	02/11	14/11

Em seguida, foi realizado o pré-processamento para as correções atmosféricas através do método DOS1 (Dark Object Subtraction) proposto por Chavez (1996), com o objetivo de mitigar os efeitos atmosféricos, como espalhamento por poeiras e aerossóis. Posteriormente, elas foram reprojetaadas para o sistema de coordenadas Universal Transversa de Mercator (UTM) 24S, Datum SIRGAS 2000, e o recorte foi realizado com a camada máscara da sub-bacia Taperoá.

Para cada imagem, aproveitou-se apenas os pixels não contaminados por nuvens para compor uma imagem final de cada trimestre, como cada trimestre foi composto por três imagens optou-se pela média como medida de centralidade, ou seja, o atributo de cada pixel foi calculado com a média das reflectâncias das imagens de cada trimestre, considerando apenas os pixels válidos de cada cena. Nas situações em que o mesmo pixel estava contaminado por nuvens nas três imagens do mesmo trimestre, tal pixel ficou com valores nulos, sem representação.

A Figura 21 mostra um conjunto de imagens que passou por esse processo e o resultado da imagem de um trimestre, já com menor percentual de nuvens. Em destaque tem-se a imagem pré-selecionada por ter apresentado um percentual de nuvens inferior a 20%.

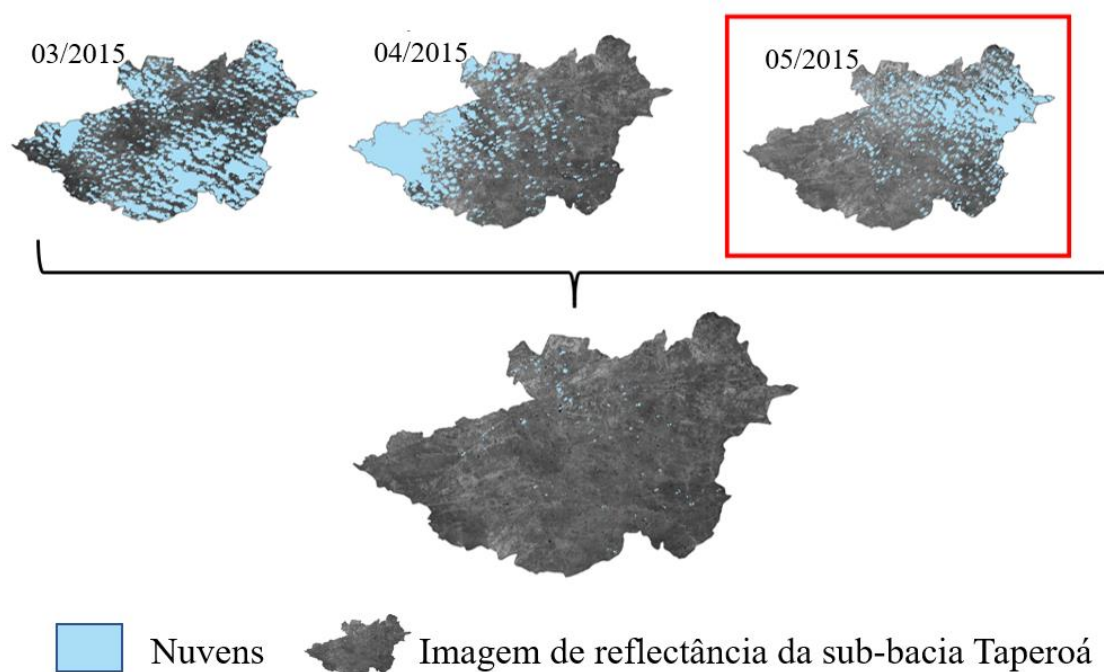


Figura 21: Reflectância das imagens dos meses referentes ao período chuvoso de 2015 que passaram pelo processo de pré-processamento, remoção de nuvens e depois mesclagem.

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 12 mostra o resultado do percentual de nuvem de cada trimestre seco e chuvoso de cada ano após o processo de mesclagem das imagens como substituição dos pixels contaminados por nuvens. Após esse pré-processamento, as imagens mescladas dos períodos chuvosos e secos de cada ano estavam aptas para álgebra de mapas, podendo, assim, obter os índices.

Tabela 12: Resultado do percentual de nuvens das imagens mescladas de acordo com os trimestres considerados chuvosos (março abril e maio) e secos (setembro, outubro e novembro).

Data	Cobertura de nuvens na área de estudo (%)
Chuvoso/1995	0,94
Seco/1995	1,21
Chuvoso/1999	0,01
Seco/1999	0
Chuvoso/2005	8,90
Seco/2005	5,65
Chuvoso/2015	0,59
Seco/2015	0

3.3 DETERMINAÇÃO DOS ÍNDICES BASE

3.3.1 Cálculos dos Índices de Vegetação (IV)

Os IV selecionados para essa pesquisa foram o NDVI, SAVI e WdVI, conforme mostra a Tabela 2 do subitem 2.4.1. Para as imagens do satélite Landsat TM 5, as bandas equivalentes tomadas foram a Banda 4 (B4), condizente ao NIR, e a Banda 3 (B3), correspondente ao R. Quanto ao Landsat OLI 8, tem-se o NIR correspondente à Banda 5 (B5) e R correspondente à Banda 4 (B4).

Os cálculos foram realizados com todas as imagens resultantes da mesclagem do trimestre seco e chuvoso para a janela temporal de estudo mencionada na Tabela 12.

Seguindo recomendação de Bencerril-Piña et al. (2015), foram realizados testes de variação do parâmetro (L) que atenua o brilho do solo, na obtenção do SAVI. Por padrão, a literatura científica sugere o valor 1 para esse parâmetro no caso de vegetação muito baixa, e o valor 0,5 para vegetação intermediária. Nesta pesquisa, se considerou inicialmente a adoção de L com valor 1 para o índice base que foi utilizado para as primeiras análises. Posteriormente, foram testadas duas variações, além do padrão para vegetação baixa. Adotou-se para avaliação os valores do parâmetro $L = 0,8$ e $0,9$, assim como Silva et al. (2015), Sashikkumar et al. (2017) e Ren, Zhou e Chang (2018), que adotaram valores de parâmetro L do solo customizados para a região de estudo.

Para o cálculo do WdVI, os valores correspondentes ao solo exposto, referente a linha do solo, foram calculados em cada cena. Foram selecionadas através de imagens do Google Earth, amostras de solo exposto e, se fez uma média dos valores máximos do

infravermelho próximo e do vermelho visível para aplicar na Equação 8, mencionada na Tabela 2 do subitem 2.4.1.

Para analisar o comportamento do trimestre chuvoso e trimestre seco de cada ano do estudo (1995, 1999, 2005 e 2015) dos IV (NDVI, SAVI, WDI), foi realizado um perfil transversal. A linha vertical foi definida no sentido Norte-Sul e a linha horizontal no sentido Oeste-Leste sobre a área de estudo, extraíndo ao longo da linha os valores de cada IV. A Figura 22 mostra a direção das linhas por onde foram traçados os perfis transversal na sub-bacia Taperoá.

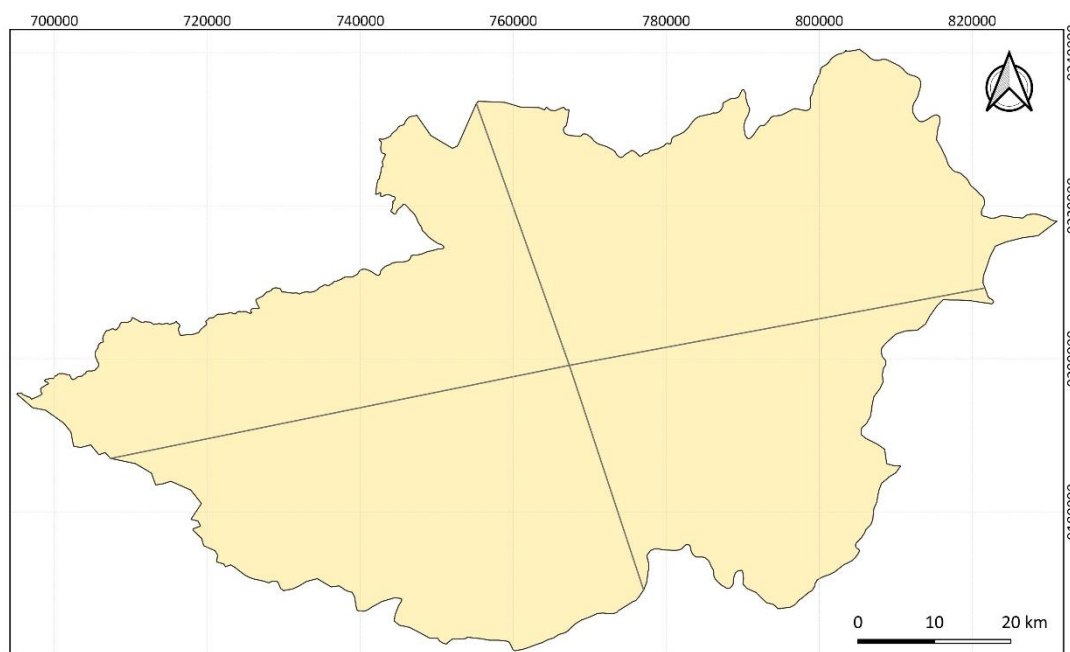


Figura 22: Perfil transversal dos valores dos índices de vegetação na sub-bacia Taperoá.

Fonte: Próprio autor.

3.3.2 Cálculos dos Índices de Solo (IS)

Para os índices de solo, foi utilizado o mesmo conjunto de imagens dos IV, ou seja, as imagens do resultado da mesclagem do trimestre seco e as imagens da mesclagem do trimestre chuvoso. Os índices calculados foram o BSI e GSI, utilizando as equações apresentadas na Tabela 3 do subitem 2.4.2.

O cálculo do BSI foi feito com as bandas B4, B1, B3 e B5 do Landsat TM 5. Quando utilizadas as cenas do Landsat OLI 8, fez-se uso das bandas B5, B2, B4 e B6, correspondentes, respectivamente, às bandas do infravermelho próximo, azul, vermelho visível e infravermelho médio.

O GSI foi calculado com as bandas B1, B2, B3 do Landsat TM 5 e as bandas B2, B3 e B4 do Landsat OLI 8, correspondentes, respectivamente, às bandas do azul, verde e vermelho.

Assim como realizado com o trimestre seco e chuvoso dos IV, também foi realizado o perfil transversal, conforme a Figura 22 do subitem 3.3.1, para os valores dos IS correspondentes ao trimestre seco e chuvoso de cada ano (1995, 1999, 2005 e 2015), para analisar o comportamento do BSI e do GSI na sub-bacia Taperoá.

3.3.3 Índice de Aridez (IA)

Para o cálculo de Índice de Aridez, os dados utilizados foram os de temperatura e chuva, adquiridos, respectivamente, junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e à Agência Executiva de Gestão das Águas da Paraíba (AESAs). Foi selecionado um total de 45 postos pluviométricos, sendo 22 dentro da sub-bacia Taperoá e os demais nos municípios adjacentes, distantes no máximo por 18,5 km do limite da área de estudo.

A Figura 23 mostra a espacialização dos postos pluviométricos, bem como da estação meteorológica localizada em Campina Grande, a 21,5 km do limite da sub-bacia Taperoá, onde foram extraídos os valores de temperatura. No Anexo 1, são listados os postos pluviométricos com as respectivas coordenadas.

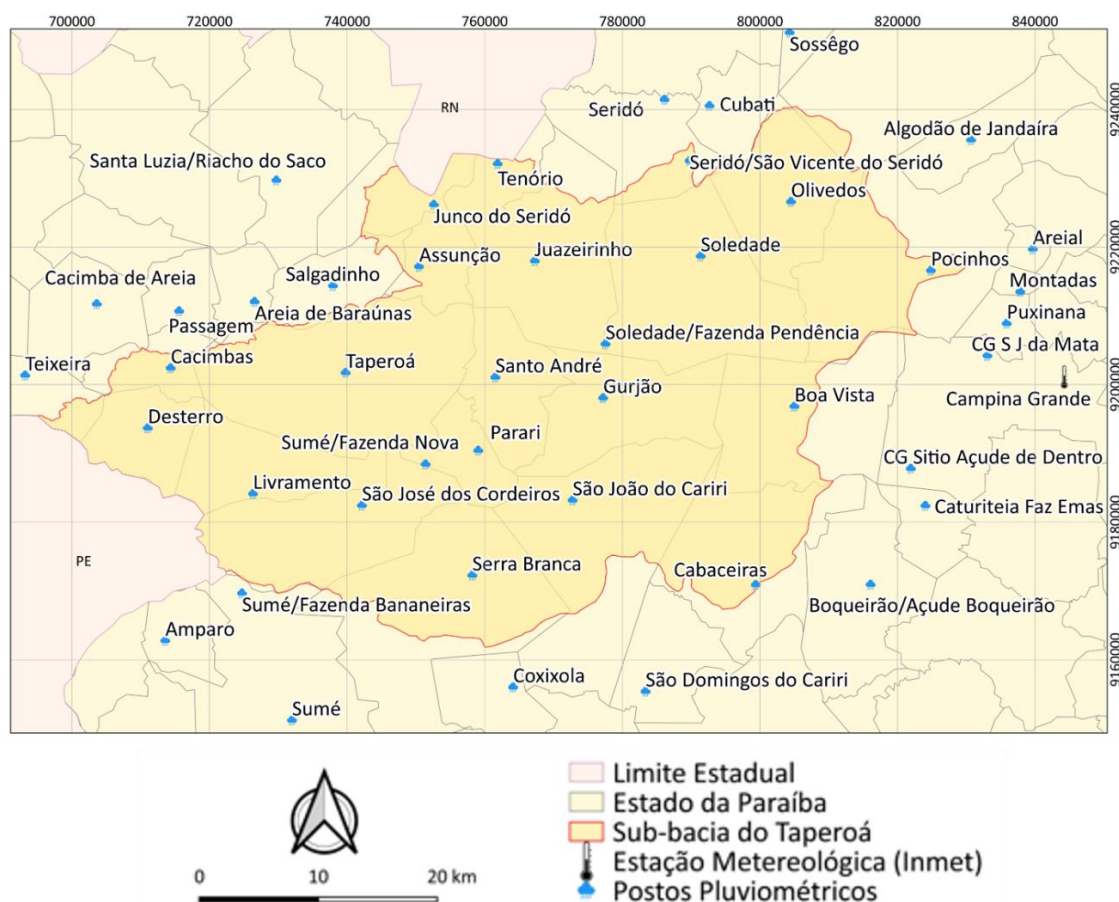


Figura 23: Mapa da espacialização dos postos pluviométricos da (AESA) e da estação meteorológica do (INMET).

Fonte: Próprio autor.

Com os dados pluviométricos diários, foi realizada a soma da precipitação diária para obter a precipitação mensal. Já os dados de temperatura foram adquiridos por período mensal. A Figura 24 mostra a espacialização da média da precipitação para o período do trimestre chuvoso (março, abril e maio) e trimestre seco (setembro, outubro e novembro). Na Figura 25, tem-se a média trimestral das temperaturas para o período de trimestre chuvoso e seco da estação meteorológica de Campina Grande para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Depois de organizar em uma planilha os dados de precipitação e temperatura mensais, foi consultada a tabela de correção de Thornthwaite (1941) para o valor de correção mensal de acordo com a latitude da área de estudo. Em seguida, foram utilizadas as Equações 13, 14, 15 e 16, descritas no subitem 2.5, para se obter os valores da ETP e calcular o IA mensal.

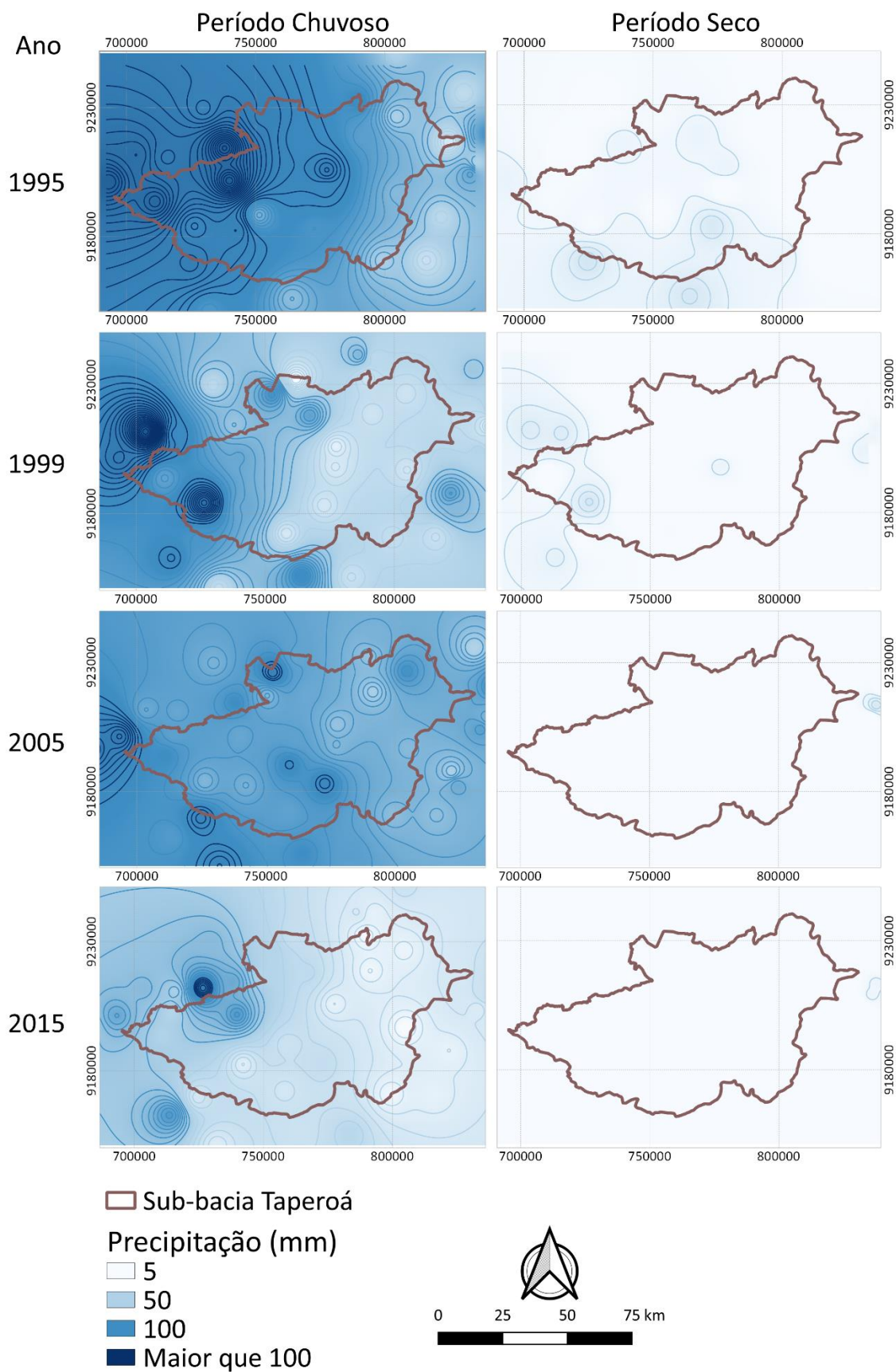


Figura 24: Isoietas da média da precipitação dos trimestres chuvoso (março, abril e maio) e seco (setembro, outubro e novembro) na área de estudo, a sub-bacia do rio Taperoá, nos anos da pesquisa 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

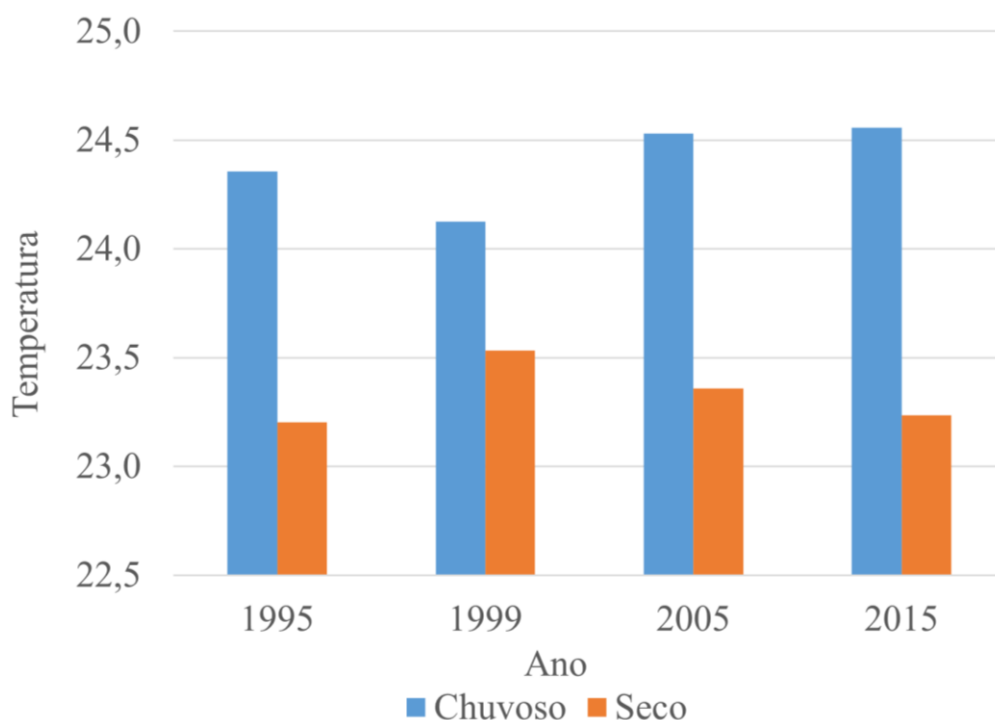


Figura 25: Gráfico das médias trimestrais de período chuvoso e seco da estação meteorológica localizada em Campina Grande nos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Após realizar o cálculo do IA mensal, foi feita a média trimestral do IA dos meses para período chuvoso (março, abril e maio) e período seco (setembro, outubro e novembro). Depois, através do método do inverso da distância ao quadrado, foi realizada a interpolação de cada trimestre, período seco e período chuvoso, para o espaço temporal de estudo de 1995, 1999, 2005 e 2015, transformando os resultados pontuais em dado raster com resolução espacial de 30m para ficar equivalente à resolução espacial dos índices espectrais.

Para uma melhor análise dos anos mais secos e chuvosos envolvidos no período da pesquisa, foram adquiridos, junto à AESA, os dados de precipitação anual dos 45 postos pluviométricos selecionados na área de estudo. Na Figura 26, mostra-se o gráfico com a média de chuva anual dos 45 postos pluviométricos quando apresentaram dados de chuva de cada ano correspondente, destacando os anos do desenvolvimento da pesquisa.

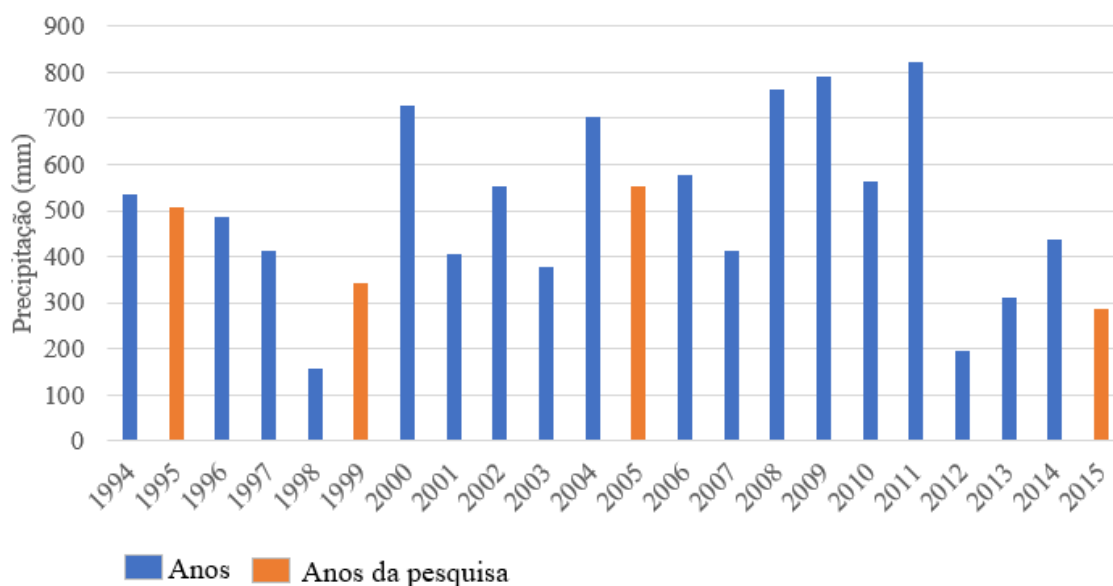


Figura 26: Gráfico da média de chuva anual entre os anos de 1994 e 2015 dos 45 postos selecionados na pesquisa.

Fonte: Próprio autor.

Da mesma forma, para uma análise da temperatura da região, foram adquiridos dados de temperatura média para todos os anos, entre 1995 e 2015. Na Figura 27 mostra-se o gráfico de temperatura média anual dando destaque aos anos da pesquisa.

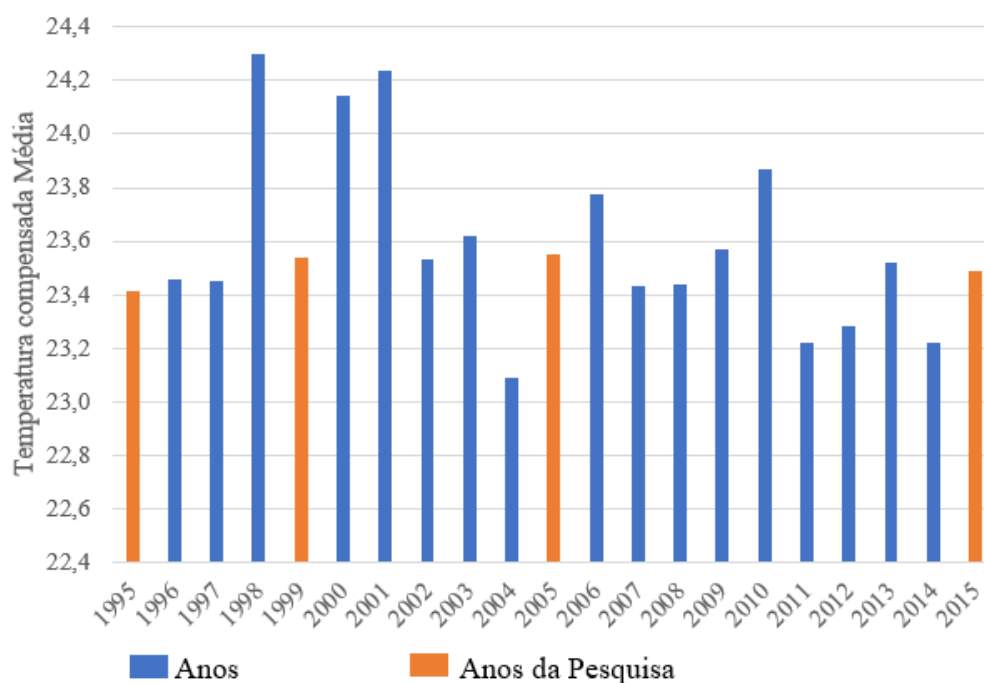


Figura 27: Gráfico da temperatura média anual para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 da estação meteorológica de Campina Grande e anos adjacentes.

Fonte: Próprio autor.

3.3.4 Índice de Impacto Humano (IIH)

O Índice de Impacto Humano foi obtido através da razão da distribuição da população estimada nos setores censitários e a área do pixel em quilômetros quadrados, ou seja, o índice é tomado em termos de densidade populacional ao nível de pixel. Os dados foram adquiridos junto ao IBGE: os dados de setores censitários referentes aos anos 2000, 2007 e 2010, sendo que 2007 foi realizada a contagem da população e os dados de estimativa populacional dos anos de 1995, 1999, 2005, 2007 e 2015.

O setor censitário é a unidade territorial de controle cadastral para coleta de dados do censo que respeita parâmetros dimensionais, como de limite rural e urbano, e é constituído por áreas contíguas (IBGE, 2003). A população dos anos 2000, 2007 e 2010 estão espacializadas por setores censitários, e a estimativa populacional dos anos 1995, 1999, 2005 e 2015 estão agregadas por municípios. Por isso, a estimativa populacional desse segundo conjunto de anos teve que ser redistribuída para os setores censitários, foi dividido em forma proporcional assumindo-se que o crescimento ou o decréscimo da população ocorresse de forma proporcional. A distribuição populacional por setor censitário para o ano de 2000 foi realizada a partir das distribuições levantadas pela estimativa populacional dos anos 1995 e 1999. Para a distribuição populacional nos anos de 2007 e 2010, foram utilizadas as distribuições do ano mais próximo com dados disponíveis, 2005 e 2015, respectivamente.

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 resolução espacial de 30m, com a distribuição espacial da população para poder compor a álgebra de mapas com dados matriciais. Em seguida, com o raster do Kernel, foram realizados procedimentos que envolveram estatísticas por zonas, ou seja, por setor censitário. Então, foi calculado o fator de correção para manter a concordância entre o valor total da população, por município, e a distribuição na área do setor censitário. A Figura 28 mostra o resumo da metodologia adotada nesta etapa.

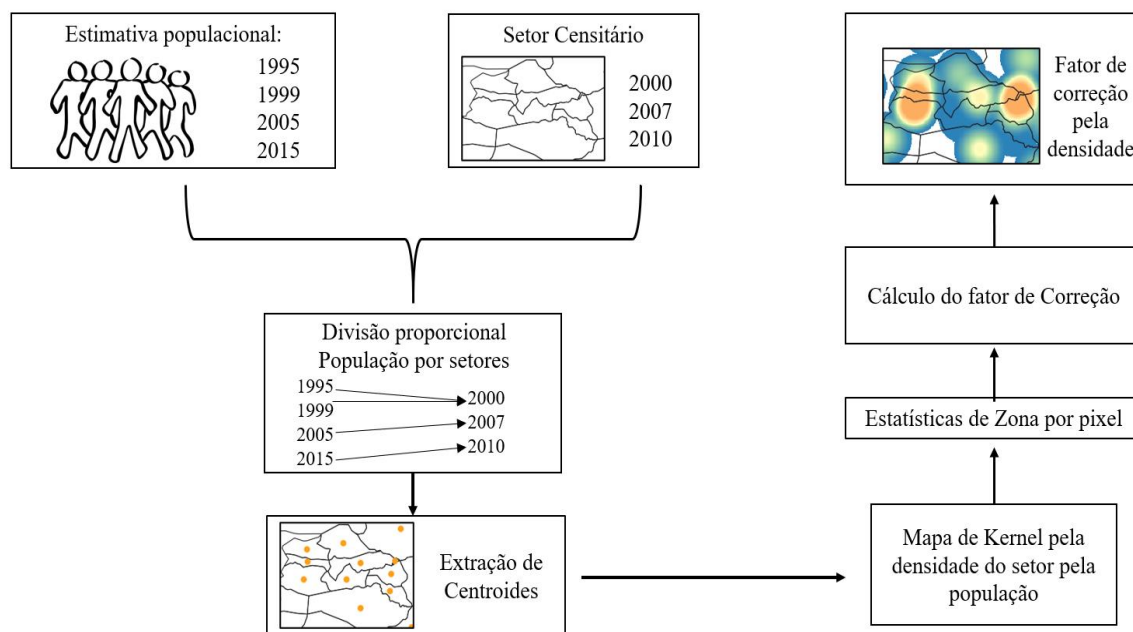


Figura 28: Metodologia para gerar o Índice de Impacto Humano.

Fonte: Próprio autor.

Setor Censitário

Para esta pesquisa se deu preferência ao cálculo de população por setores censitários, pois, além de permitir a espacialização por áreas urbanas e rurais, notou-se que, ao realizar os cálculos da distribuição da população, geralmente não é na área central (geometricamente falando) do município que se localiza o maior adensamento populacional. Por exemplo, a Figura 29 mostra o polígono do município de Livramento, que se localiza ao Oeste da sub-bacia Taperoá, e duas linhas transversais ao município: uma passando na área central do município e outra na região onde se localiza os setores censitários mais adensados.

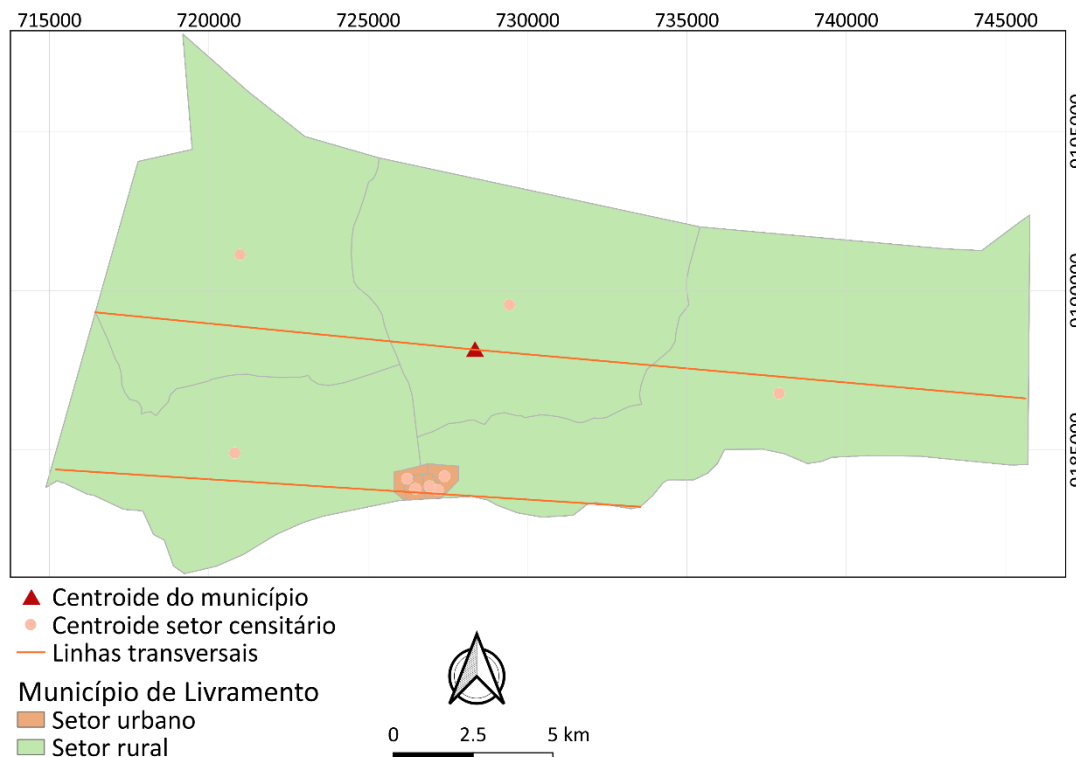


Figura 29: Polígono do município de Livramento e duas linhas transversais: uma passando pelo centroide do município e outra correspondente ao adensamento dos setores censitários.

Fonte: Próprio autor.

Considerando a Figura 29, foram extraídos os valores dos pixels ao longo das duas linhas transversais traçadas no polígono do município, resultando em dois cenários: o primeiro, representado pelas Figuras 30 (a) e 30 (b), onde a densidade populacional foi calculada através do centroide do município; e, no segundo cenário, a densidade populacional é calculada com a população espacializada pelos setores censitários, conforme as Figuras 30 (c) e 30 (d). Os dois cenários têm o objetivo de espacializar a densidade populacional e identificar qual pode representar melhor a realidade de um município.

No primeiro cenário, é possível notar que a densidade populacional se encontra apenas no centro do município, em um único pico, como mostra a Figura 30 (a). E a Figura 30 (b) ilustra o que ocorre nas demais regiões do município, com densidade populacional nula, mesmo quando se encontra na região um adensamento de setores censitários.

No segundo cenário, pode-se notar que, no centro do município, se encontra uma quantidade de adensamento populacional bem menos expressiva que no primeiro cenário, distribuída em, pelo menos, duas regiões, conforme a Figura 30 (c). A Figura

30 (d) mostra um comportamento da densidade da população maior que no centro do município, distribuída em pelo menos dois picos, representando a espacialização da população dentro do município de forma mais distribuída e coerente.

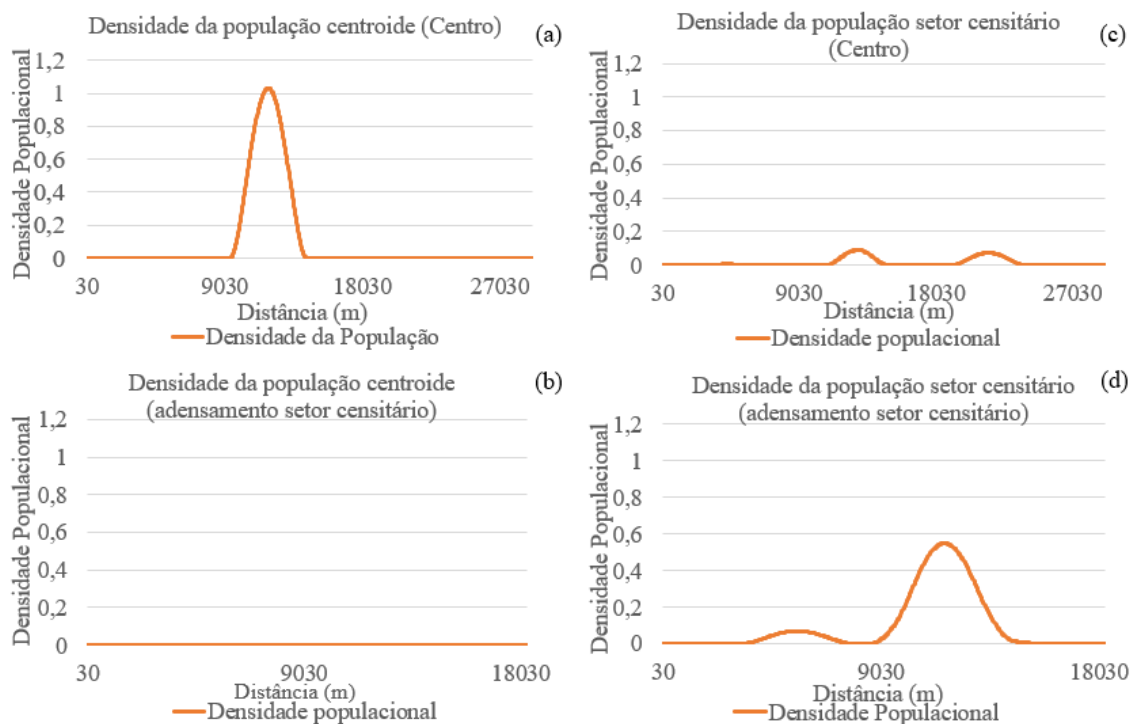


Figura 30: Extração dos valores dos pixels de densidade populacional (população/pixel) em duas linhas que cortam o polígono do município Livramento. (a) e (b): extração realizada quando calculado a densidade populacional pelo centroide do município. (c) e (d): extração realizada quando a densidade populacional foi calculada pelos setores censitários.

Fonte: Próprio autor.

Estimativa Populacional e Setor Censitário

Em algumas ocasiões, os dados populacionais tiveram que sofrer alguns ajustes por atualização da base do IBGE, procurando-se manter a coerência e eliminar a criação de população artificial. Um exemplo disso foi a seguinte ocorrência: a base de municípios do IBGE sofreu alterações, pois alguns municípios foram desmembrados de outros, ou seja, ao longo da janela temporal do estudo, novos municípios foram criados. Tem-se, como exemplo dessa situação, o município de Taperoá. Quando houve a contagem da estimativa da população em 1995, ele ainda não existia. Porém, no final de 1995, Taperoá foi desmembrada dos municípios de Sumé e Boa Vista. Assim, a população foi dividida entre os três municípios.

Um segundo caso surgiu com a necessidade de ajustar os dados tabulares com relação aos dados vetoriais. Alguns dados tabulares tinham maior quantidade de setores

censitários em relação à base cartográfica. O IBGE classifica os setores censitários de acordo com algumas características, rural ou urbana, distribuindo por situação, numerando de 1 a 8, sendo, de 1 a 3, situações de área urbana e, de 4 a 8, situações de área rural.

Nesse estudo, quando ocorreu essa segunda circunstância, os dados tiveram que ser unificados. A Figura 31 mostra o exemplo do município de Boa Vista, onde a geometria possui 5 feições e suas respectivas situações, e o dado tabular tem 6 informações com as respectivas situações. Então, as situações do dado tabular foram unificadas com a situação correspondida no vetor.

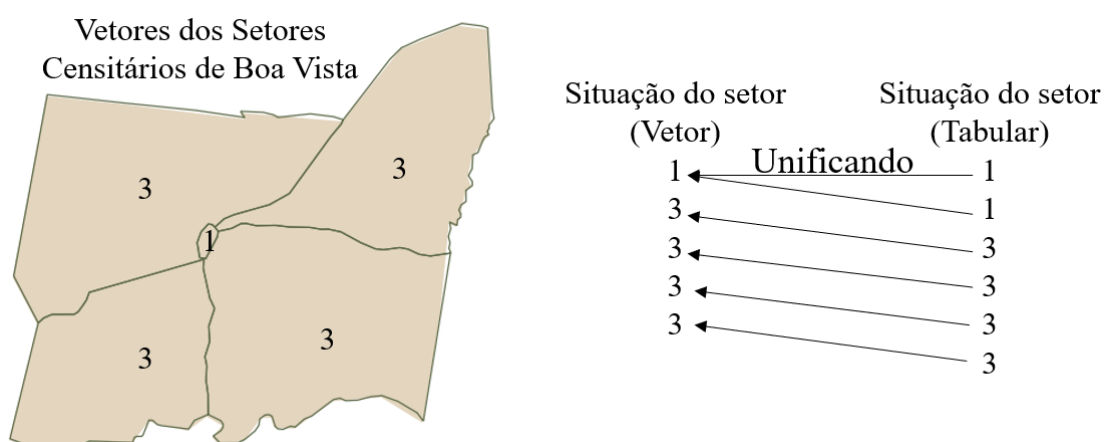


Figura 31: Ajuste para distribuição da população dos dados referentes aos setores censitários quando o dado vetorial difere do dado tabular.

Fonte: Próprio autor.

Espacialização do formato vetorial para o formato raster

Após a distribuição da população por setores censitários, se extraiu a informação dos polígonos dos setores para os centroides dos setores censitários. Então, adaptou-se a metodologia adotada por Amaral et al. (2002) e Rufino e Silva (2017), os quais estimaram a densidade populacional baseada em Kernel (PARZEN, 1962), transformando o dado vetorial em um dado raster com a distribuição espacial por pixel.

O Kernel foi calculado aplicando um raio de 2,5 km, pois, através da observação de imagens do Google Earth, essa distância foi selecionada ao verificar, nos municípios, uma distância média do centroide do setor censitário até a identificação de algum aglomerado urbano dentro do respectivo setor censitário. Como o foco do mapeamento com análise de Kernel não tinha simplesmente o objetivo na distribuição espacial dos dados pontuais, mas sim um estudo com base na concentração das maiores

populações atribuídas a cada centroide dos setores censitários, foi definido um parâmetro de peso, onde a população total do setor serviu para a ponderação do Kernel.

Ao distribuir a população para análise de Kernel por setor censitário, a quantidade da população ficou maior que o valor real inicial. Então, foi realizado um procedimento de correção aplicando a ferramenta de estatística zonal, que teve por objetivo somar os valores por pixel de cada município para saber o valor total da população de acordo com o setor censitário dentro de cada município.

A seguir, foi calculado o fator de correção entre a população do município e a estatística zonal. Ao se obter o fator de correção para cada município, multiplicou-se esse fator com o valor do Kernel. Com o resultado do kernel multiplicado pelo fator de correção, foi dividido pelo valor da área do pixel em km², obtendo-se a densidade da população em hab/km².

3.4 DESCRIÇÃO DA ANÁLISE DO VETOR DE MUDANÇA (AVM)

Para análise do vetor de mudança nesta pesquisa, foi adotada a metodologia usada por Bencerril-Piña et al. (2015), visando identificar áreas que apontam algum grau de degradação. Ela é baseada na determinação de dois componentes: magnitude da mudança e a direção da mudança.

Para o cálculo da magnitude da mudança, é empregada a Equação 23, a partir dos índices base SAVI (com parâmetro $L = 1$) e BSI. Para o cálculo de magnitude de mudança, foram feitas algumas combinações de anos, sendo essas: 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e uma avaliação do período total de 1995 a 2015. Nessas combinações, foi levada em conta a sazonalidade, ou seja, os cálculos foram aplicados separadamente para os trimestres chuvoso e seco de cada combinação.

$$M = \sqrt{(SAVI1 - SAVI2)^2 + (BSI1 - BSI2)^2} \quad \text{(Equação 23)}$$

O resultado da mudança da magnitude é expresso em 4 classes, mostrando a intensidade de mudança, conforme abordado por Bencerril-Piña et al. (2015) e Vorovencii (2017). Posteriormente, foi realizada uma reclassificação dessas 4 classes conforme mostra na Tabela 13.

Tabela 13: Valores da magnitude de mudança na análise AVM, classes de representação de cada valor encontrado e a reclassificação dos valores por categorias.

Valores (%)	Classes	Reclassificação
0 a 25	Baixo	1
25 a 50	Médio	2
50 a 75	Alto	3
>75	Extremo	4

A direção de mudança é o ângulo entre dois vetores. Esse ângulo define o quadrante referente à mudança do pixel medido da data 1 ao pixel correspondente à data 2 (Vorovencii, 2017). Expressa em ângulos, a direção da mudança foi calculada através da Equação 24, levando em consideração os seguintes fatores: a mesma combinação da magnitude da mudança; os índices SAVI e BSI; a combinação dos anos 1995 e 1999, 1999 e 2005, 2005 e 2015, e 1995 e 2015; e a sazonalidade das imagens referente ao período do trimestre chuvoso e trimestre seco.

$$\tan \theta = (BSI1 - BSI2)/(SAVI1 - SAVI2) \quad (\text{Equação 24})$$

O resultado da direção de mudança varia entre -180° e 180° , com quatro classes representando a mudança no comportamento da vegetação e solo. Por exemplo, quando o ângulo de direção de mudança for no intervalo de 0° a 90° , ou no intervalo de -90° a -180° , tem-se a classe sem variação, isto é, segundo a abordagem AVM, esse pixel não sofreu alteração significativa em termos de desertificação do ano 1 para o ano 2. Já quando o ângulo resultante for no intervalo de 0° a -90° , tem-se a classe de degradação, indicando que o pixel sofreu algum grau de degradação. A classe de recuperação ocorre quando o ângulo resultante varia entre 90° e 180° , ou seja, a área que antes estava com algum grau de desertificação teve redução deste nível.

Posteriormente, os resultados foram reclassificados, conforme mostrado na Tabela 14.

Tabela 14: Valores dos ângulos de direção da Análise do Vetor de Mudança (AVM) do ano 1 para o ano 2; classes de representação de cada quadrante de acordo com os valores encontrados; e a reclassificação por categorias.

Ângulos	Classes	Reclassificação
-180 a -90	Sem Variação	1
-90 a 0	Degradação	2
0 a 90	Sem Variação	3
90 a 180	Recuperação	4

A reclassificação da mudança de magnitude e da direção de mudança foi necessária para realizar o cruzamento dos dados. A Figura 32 mostra, resumidamente: a metodologia da AVM; a magnitude com a mudança de direção, variando entre os intervalos de 25%, 50%, 75% e > 75%, e sua classificação correspondente (baixo, médio, alto e extremo); e a direção da mudança com as respectivas classes, sendo elas, sem variação, recuperação e degradação.

A combinação entre a intensidade e direção indica se cada pixel teve variação ou não. Se teve variação indicativa de desertificação, qual foi a intensidade (baixa, média, alta ou extremo), ou se teve variação indicativa de recuperação, e a correspondente intensidade (baixa, média, alta ou extrema).

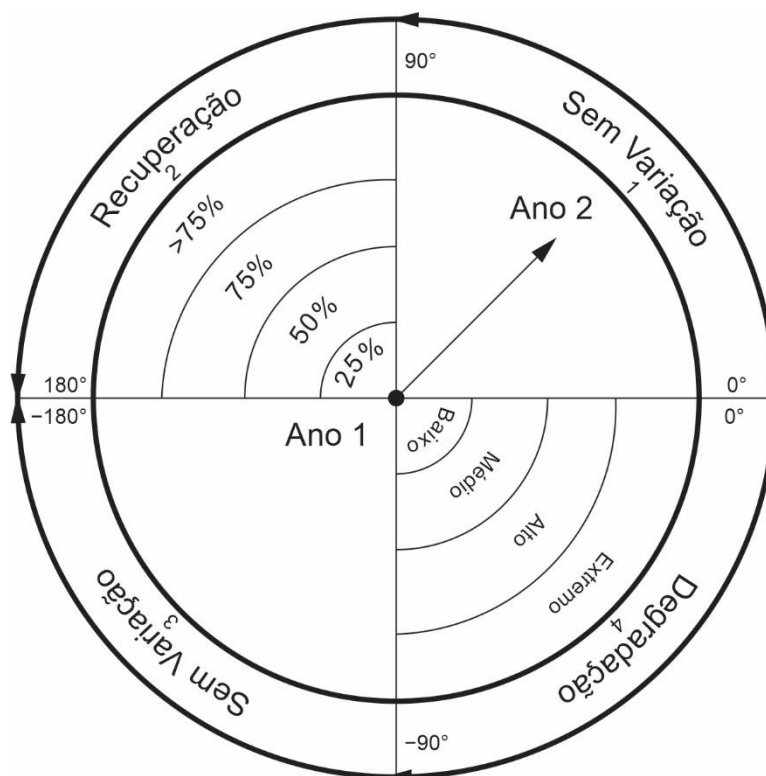


Figura 32: Quadrantes de direção da mudança (sem variação, recuperação e degradação) e a magnitude de mudança (baixo, médio, alto e extremo), mudança do vetor do ano 1 para o ano 2 no quadrante de direção da mudança sem variação.

Fonte: Próprio autor.

3.5 RISCO DE TENDÊNCIA À DESERTIFICAÇÃO (IRTD)

3.5.1 Determinação do Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD)

Nesta pesquisa, o Índice de Risco de Tendência à Desertificação (IRTD) foi calculado 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 25.

$$\beta = \text{Mediana} \left(\frac{x_i - x_j}{t_i - t_j} \right) \quad (\text{Equação 25})$$

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

A Equação 25 é calculada para cada índice x (SAVI, NDVI, WDI, BSI, GSI, IHI e IA), com os pares de anos t mais próximos: 1995 com 1999, 1999 com 2005 e 2005 com 2015. Obteve-se uma imagem para cada par de anos, logo o β foi obtido para cada pixel pela mediana das imagens de cada índice.

O procedimento também levou em consideração o conjunto de imagens correspondentes à sazonalidade do trimestre de período chuvoso e seco.

Com o resultado do β para cada índice, para verificar a amplitude dos índices e identificar qual seria o melhor método de distribuição foi feito o histograma, e através dele se identificou que os métodos de distribuição: intervalo quartil e igual permitiam a distribuição dos conjuntos de dados dos índices em quatro classes. Isso foi possível para todos os índices, exceto o Índice de Impacto Humano (IHI) que só foi efetivado pelo intervalo igual, por conta da sua amplitude estreita, quando aplicado outro método de distribuição resultou em classes vazias. Então, quando se fez uso dos índices por intervalo quartil, o IHI entrou na classificação com distribuição de intervalo igual. Ademais, este é o único índice que não tem variação sazonal de período chuvoso e seco.

Os intervalos iguais e quartis foram divididos em 4 classes correspondentes ao grau de desertificação: 1 (baixo), 2 (médio), 3 (alto) e 4 (extremo). Depois, para identificar a força motriz, conforme os índices aplicados na área de estudo, foram atribuídos códigos a cada índice de acordo com a respectiva categoria, o que permitiu que, quando calculado o IRTD, fosse identificado qual índice impulsiona a classificação, além de auxiliar na avaliação entre os índices de vegetação (SAVI, NDVI e WDI). Assim, foi avaliado o comportamento de cada índice de acordo com o resultado apresentado, identificando se algum apresentou maior peso. O mesmo procedimento também foi feito com os índices de solo (BSI e GSI). A Tabela 15 mostra a atribuição dos valores dos índices.

Tabela 15: Códigos atribuídos a cada índice de acordo com sua respectiva classificação para identificar a força motriz.

Classificação	IA	IIH	SAVI	NDVI	WDVI	BSI	GSI
Baixo	1	10	100	1000	10000	100000	1000000
Médio	2	20	200	2000	20000	200000	2000000
Alto	3	30	300	3000	30000	300000	3000000
Extremo	4	40	400	4000	40000	400000	4000000

Em seguida, conforme a Equação 26, o IRTD foi obtido como uma imagem dada pela soma algébrica das imagens β reclassificadas, ou seja, pela soma do β de todos os índices (IA, IIH, SAVI, NDVI, WDVI, BSI e GSI) após a distribuição das classes. Analogamente, obteve-se a imagem da força motriz a partir da soma algébrica das imagens dos betas codificados.

A Figura 33 mostra o exemplo do resultado do IRTD em um pixel, a distribuição das classes e o cálculo para obter a força motriz.

$$IRT D = \beta_{IA} + \beta_{IIH} + \beta_{SAVI} + \beta_{NDVI} + \beta_{WDVI} + \beta_{BSI} + \beta_{GSI} \quad (\text{Equação 26})$$

$$\begin{array}{ccccccccccccccc}
 \beta \text{ Índices } & \beta_{IA} & + & \beta_{IIH} & + & \beta_{SAVI} & + & \beta_{NDVI} & + & \beta_{WDVI} & + & \beta_{BSI} & + & \beta_{GSI} & = & IRTD \\
 \downarrow & & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \\
 \text{Classes} & 1 & + & 2 & + & 3 & + & 3 & + & 4 & + & 4 & + & 3 & = & 20 \\
 \downarrow & & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \downarrow & & \\
 \text{Força Motriz} & 1000000 & & 200000 & & 30000 & & 3000 & & 400 & & 40 & & 3 & = & 1233443
 \end{array}$$

Figura 33: Exemplificação do Cálculo do IRTD em um pixel obtido pela soma do β da classificação de cada índice e a atribuição do valor, de acordo com cada índice e respectiva classificação.

Fonte: Próprio autor.

3.5.2 Validação com dados de campo

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 mais apropriada para quantificar o grau de acerto de um modelo, por isso, foram adotados os índices de desempenho mostrados na Tabela 6 do item 2.8.

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 desertificação, quando o resultado era classificado como baixo ou médio. A Figura 34 mostra uma tabela de contingência construída para mostrar os acertos (tipos “a” e “b”) e os erros (“c” e “d”), onde se mostra a comparação do dado estimado, referente ao IRTD, com o dado observado em campo.

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 aos índices base de performance, foram testadas duas variantes do parâmetro L do índice base SAVI: 0,8 e 0,9.

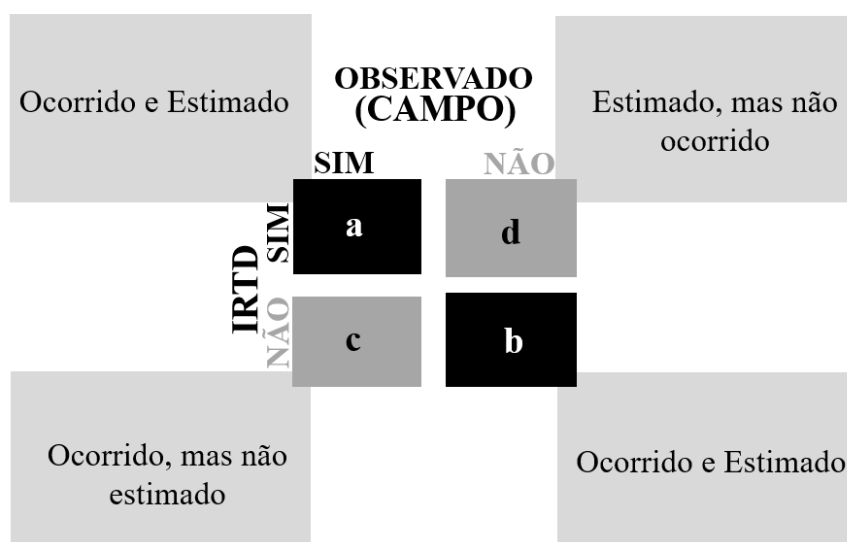


Figura 34: Tabela de contingência com estimativa de erros e acertos, com ocorrências e não ocorrências. Fonte: Adaptado de Paz e Collischonn (2011).

Em relação aos dados observados em campo, foi coletado um total de 43 pontos. Estes pontos foram divididos em dois conjuntos: um conjunto com 21 pontos e o outro conjunto com 22 pontos. Os dois conjuntos são compostos por, aproximadamente, mesma distribuição de pontos entre as quatro categorias de nível de desertificação constatadas nas visitas de campo (Figura 35). Tal divisão teve o objetivo

de testar e avaliar os resultados quando alterado o valor do parâmetro L do SAVI, quantificando o grau de acerto em relação a cada parâmetro, como procedimento de calibração e validação. O conjunto 1, contendo 21 pontos, foi utilizado para validar os resultados encontrados no conjunto 2, com 22 pontos, que foi usado para calibrar, ou seja, para ajustar os parâmetros. A Figura 35 mostra a espacialização dos dois conjuntos de pontos.

Em seguida, foi possível comparar a força motriz de acordo com os 43 pontos relacionado a cada pixel (pixel-ponto).

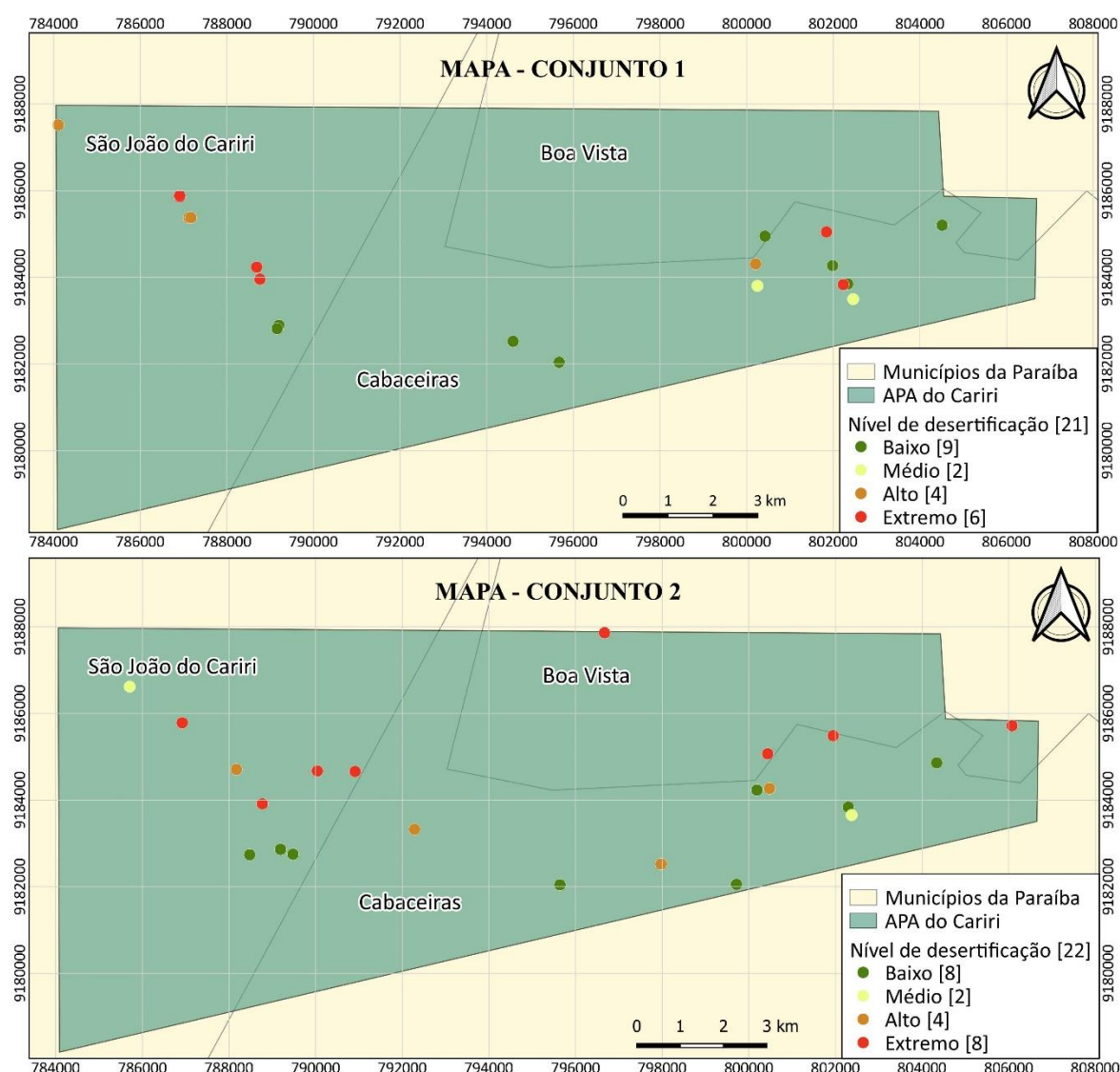


Figura 35: Espacialização e identificação dos dois conjuntos de pontos: conjunto 1 utilizado para validar os resultados para o valor testado; e, conjunto 2, usado para calibrar, realizar os ajustes de acordo com os parâmetros (em cada ponto, é identificado o nível de desertificação observado em campo segundo a simbologia indicada).

Fonte: Próprio autor.

4– RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. ANÁLISE ESPAÇO-TEMPORAL DOS ÍNDICES BASE

Nesta seção está apresentada a análise dos índices base, os índices espectrais relacionados à vegetação (NDVI, SAVI e WdVI) e ao solo (BSI e GSI), bem como os índices referentes ao clima (IA) e às atividades humanas (IIH).

4.1.1 Análise Espaço-Temporal dos Índices de Vegetação

Perfis Transversais dos Índices de Vegetação

Como os índices foram calculados para um determinado intervalo de tempo, é possível analisar o comportamento da vegetação dentro desse período. A análise do SAVI foi realizada para três valores do parâmetro L (0,8, 0,9 e 1). O valor $L = 1$ foi tido como parâmetro base para todas as análises e, posteriormente, foram testados os desempenhos dos resultados quando variado o parâmetro L para 0,8 e 0,9.

As Figuras 36 e 37 mostram os resultados do perfil transversal. A Figura 36 mostra os IV ao longo da linha vertical no sentido Norte-Sul. Na Figura 37, vê-se os IV ao longo da linha horizontal Oeste-Leste.

As figuras anteriormente mencionadas mostram que os três IV, embora apresentem de forma distinta os seus valores máximo e mínimo, exibem um comportamento bastante similar, seja no período seco ou no período chuvoso. O período chuvoso apresentou maiores valores de IV quando comparado com o período seco. No ano de 2005, o período seco teve a média mais baixa dos valores de todos os índices, comparada aos outros anos do estudo.

O WdVI, em todas as análises da pesquisa na região estudada, apresentou valores mais baixos, enquanto o NDVI apresentou os valores mais altos. O SAVI ficou em todas as variações do parâmetro L com valores intermediários aos outros dois índices de vegetação, esse resultado é provavelmente por conta da sensibilidade do solo nos índices, pois o SAVI e WdVI apresentaram atenuação do brilho do solo (SILLEOS, et al. 2006).

Quanto à variação dos resultados do período chuvoso e seco, pode-se notar que todos os IV ficam com maior oscilação ao longo da distância do eixo no período chuvoso, ou seja, no período seco os valores são mais uniformes para um mesmo IV ao

longo da distância do eixo. Isso provavelmente ocorre devido à precipitação, conforme por exemplo Birtwistle et al. (2016), que encontraram aumento significativo no valor do NDVI quando ocorria precipitação, ou seja, ao chover, a região semiárida tem rápida resposta em relação à vegetação, podendo estender, neste caso, o mesmo comportamento para todos os índices da pesquisa.

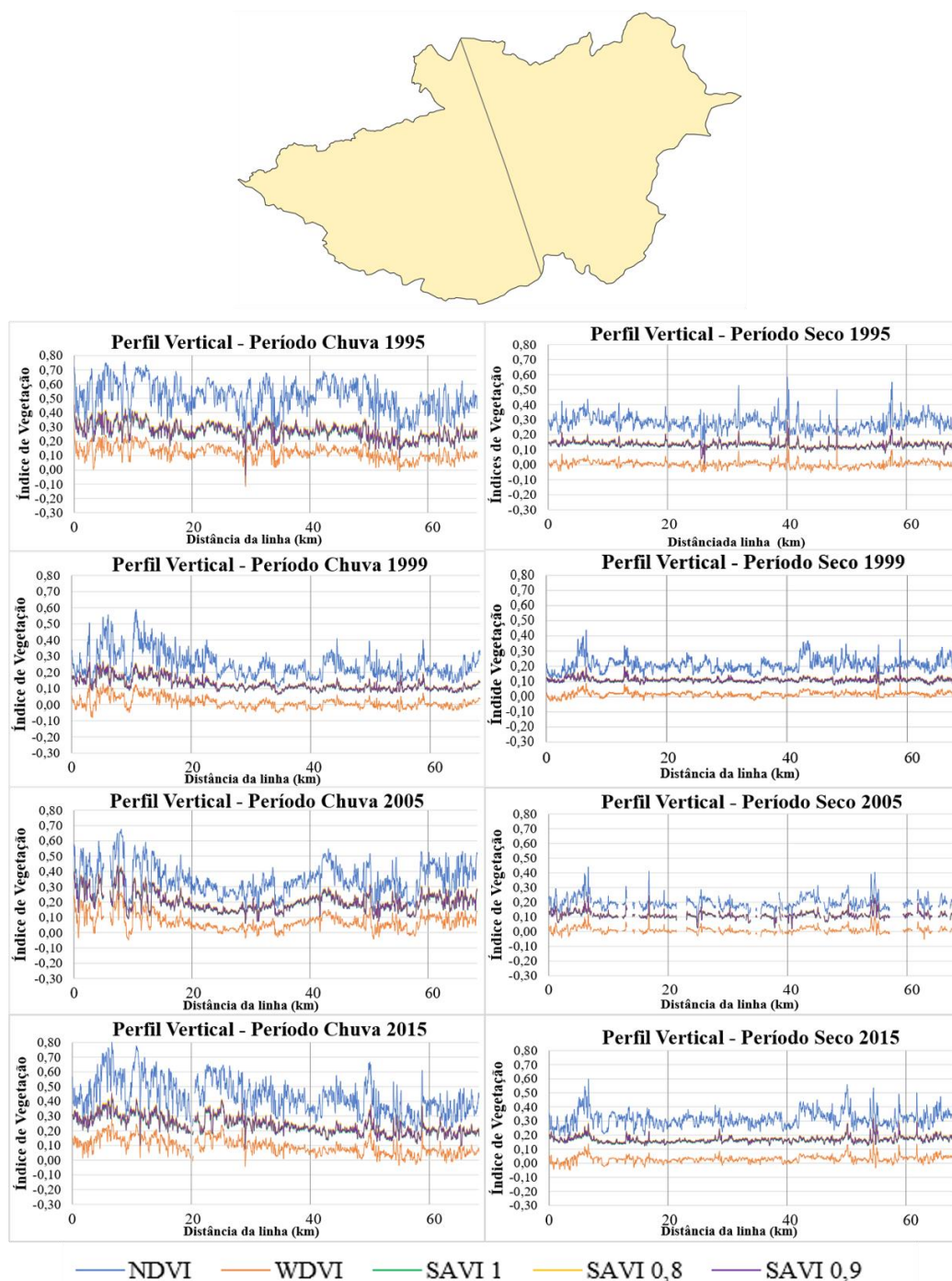


Figura 36: Gráficos com os valores dos IV, resultado do perfil transversal ao longo da linha vertical de Norte para Sul, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IV referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor

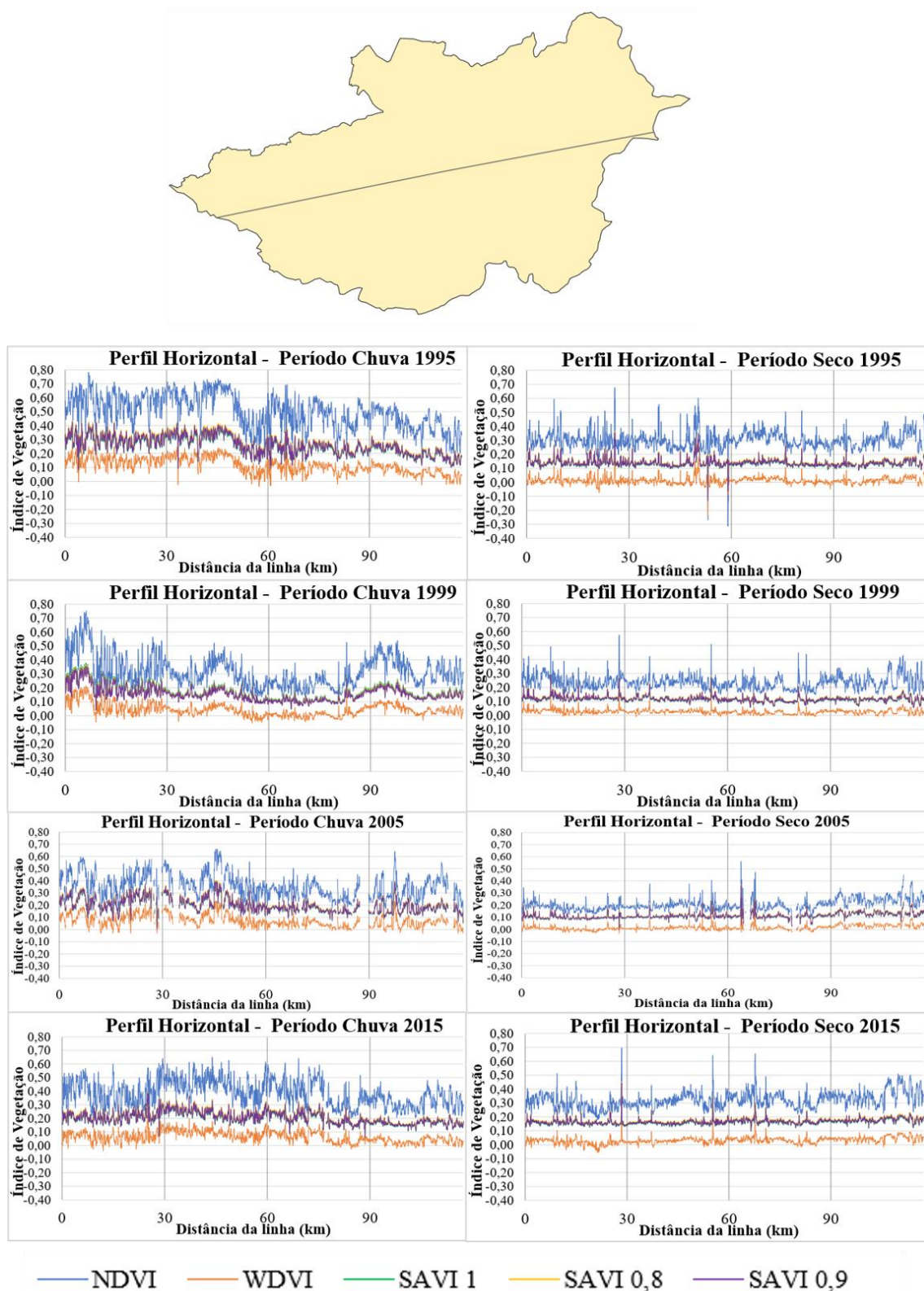


Figura 37: Gráficos com os valores dos IV, resultado do perfil transversal ao longo da linha horizontal de Oeste para Leste, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IV referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor.

Distribuição espacial dos índices de vegetação

Para as análises espacial e temporal dos dados, foi realizada a espacialização dos IV para o período chuvoso e seco na área de estudo, a sub-bacia Taperoá, e na delimitação da APA do Cariri para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Na Figura 38, mostra-se a espacialização dos IV no período chuvoso. Os intervalos dos valores de IV apresentam valores de maior amplitude de variação no período chuvoso do que no período seco, conforme mostra a Figura 39. Isso permitiu identificar de modo mais distinto as regiões com maior e menor densidade vegetativa. Apesar dos IV do período chuvoso apresentarem intervalos diferentes de valores entre si, a distribuição espacial é similar entre eles, conforme se pode observar em cada IV e ano respectivo.

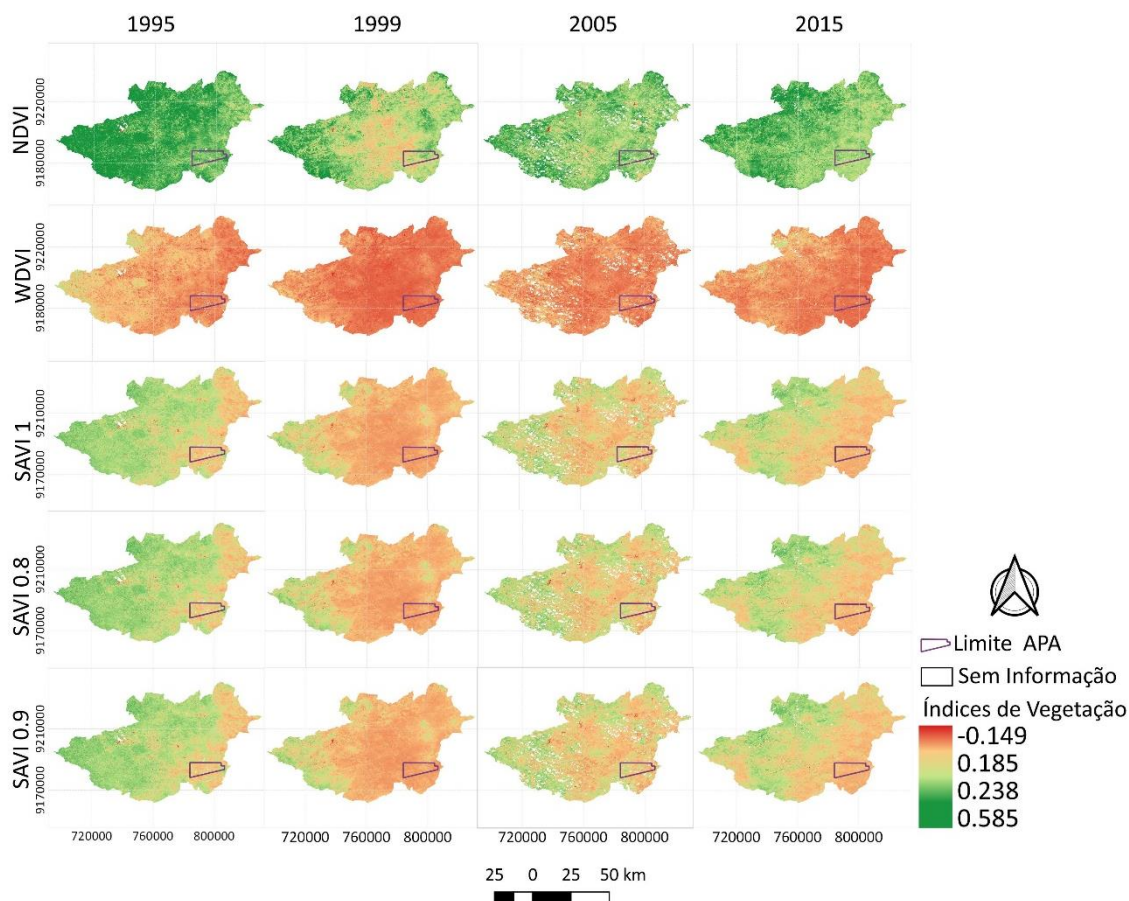


Figura 38: Mapa dos IV (NDVI, WDI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período de trimestre chuvoso correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Na distribuição geográfica dos IV no período chuvoso, tem-se que a região localizada no Sudoeste da sub-bacia Taperoá, mesma região ocupada pela APA, em

geral apresenta valores correspondentes à vegetação menos densa e solo nu em todos os anos e IV.

A Figura 39 mostra o comportamento dos IV na área de estudo para o período seco. Pode-se notar que os anos de 1995 e 2015 foram anos com maior densidade vegetativa, especialmente como mostra o SAVI em todas as variações do parâmetro L.

Em geral, os valores dos IV encontrados para a região são mais próximos de 0 do que de 1, onde, nos IV analisados, os valores mais próximos de 0 indicam menor densidade vegetativa (DRAGAN et al., 2005). Especialmente nos anos de 1999 e 2005, a vegetação apresentou valores dos IV mais baixos, próximos de 0, indicando densidade vegetal baixa e esparsa.

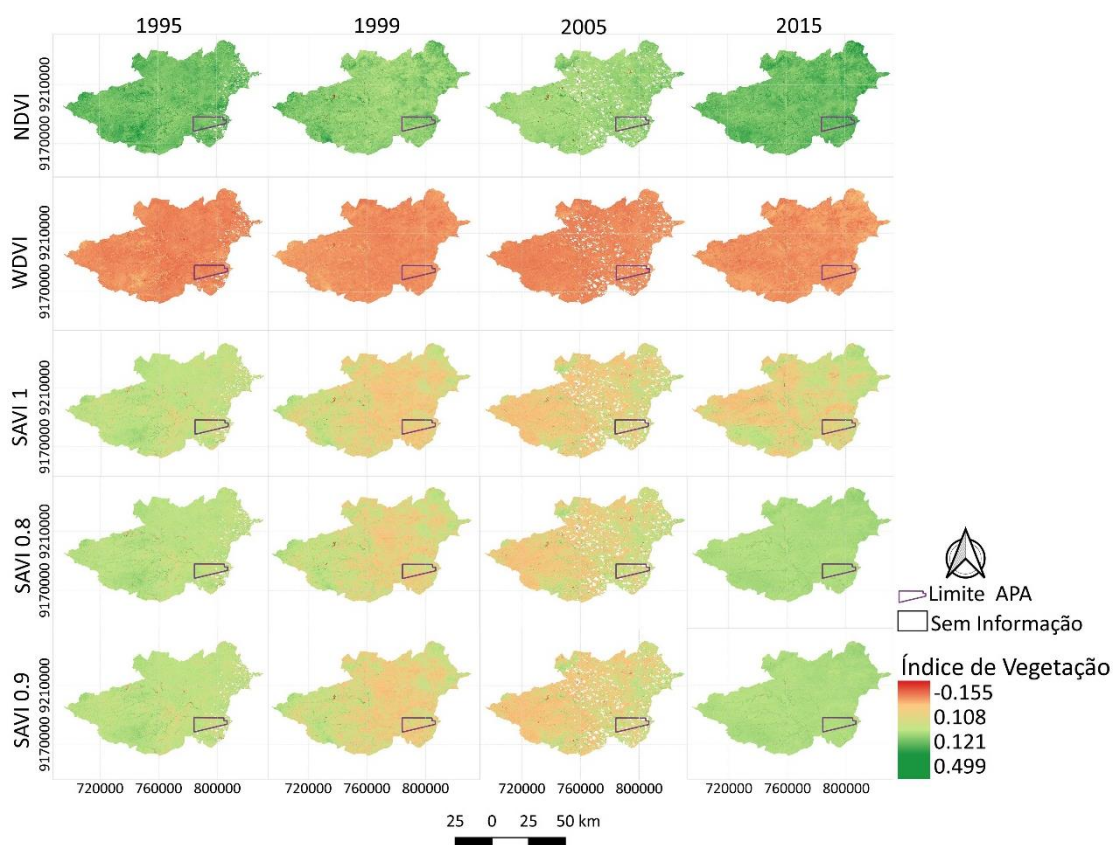


Figura 39: Mapa dos IV (NDVI, WDV, SAVI, com variação do parâmetro L = 1, 0,8 e 0,9) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período de trimestre seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Pode-se notar que, no período seco e no chuvoso o WDV foi o índice que apresentou a vegetação mais crítica, isso se dá provavelmente pela correção realizada nele para atenuar a umidade e brilho do solo, ou seja o solo tem menor interferência nos resultados.

Histogramas de frequência dos IV

Os histogramas de frequência de cada IV foram calculados para melhor visualização e compreensão da frequência de variabilidade dos valores de cada IV de acordo com período (chuvoso e seco) e ano (1995, 1999, 2005 e 2015).

A Figura 40 mostra os histogramas da área de estudo no período chuvoso e os anos de análise. Pode-se notar, conforme a Figura 40, que o intervalo dos valores de índices em relação ao período seco é mais amplo, ou seja, existe uma maior amplitude, como já observado na Figura 38. Isso provavelmente ocorre devido ao período chuvoso apresentar maior quantidade de precipitação, o que, consequentemente, reflete na vegetação.

Embora o período do trimestre chuvoso indique maior quantidade de chuva na região, o que poderia resultar em uma vegetação mais densa, os valores maiores que 0,5 são significativamente baixos, mesmo para o NDVI no ano de 2015, que apresentou valores mais altos. Lanchin et al. (2016), Tomasella et al. (2018) e Aquino et al. (2018) consideraram o intervalo de 0,30 a 0,40 para o NDVI como transitório, com vegetação baixa, variando com gramíneas herbáceas e plantações espaçadas, ou seja, ainda com presença de solo nu.

A Figura 41 mostra os histogramas de cada IV para o período seco e o ano correspondente. A partir desses histogramas, é possível notar que os valores, em geral, apresentam um intervalo estreito entre 0 e 0,2, podendo assim, classificar a região com vegetação baixa com presença de solo nu. Tomasella et al. (2018) identificaram para o NDVI a classe que está entre o intervalo de 0 a 0,3 como solo descoberto.

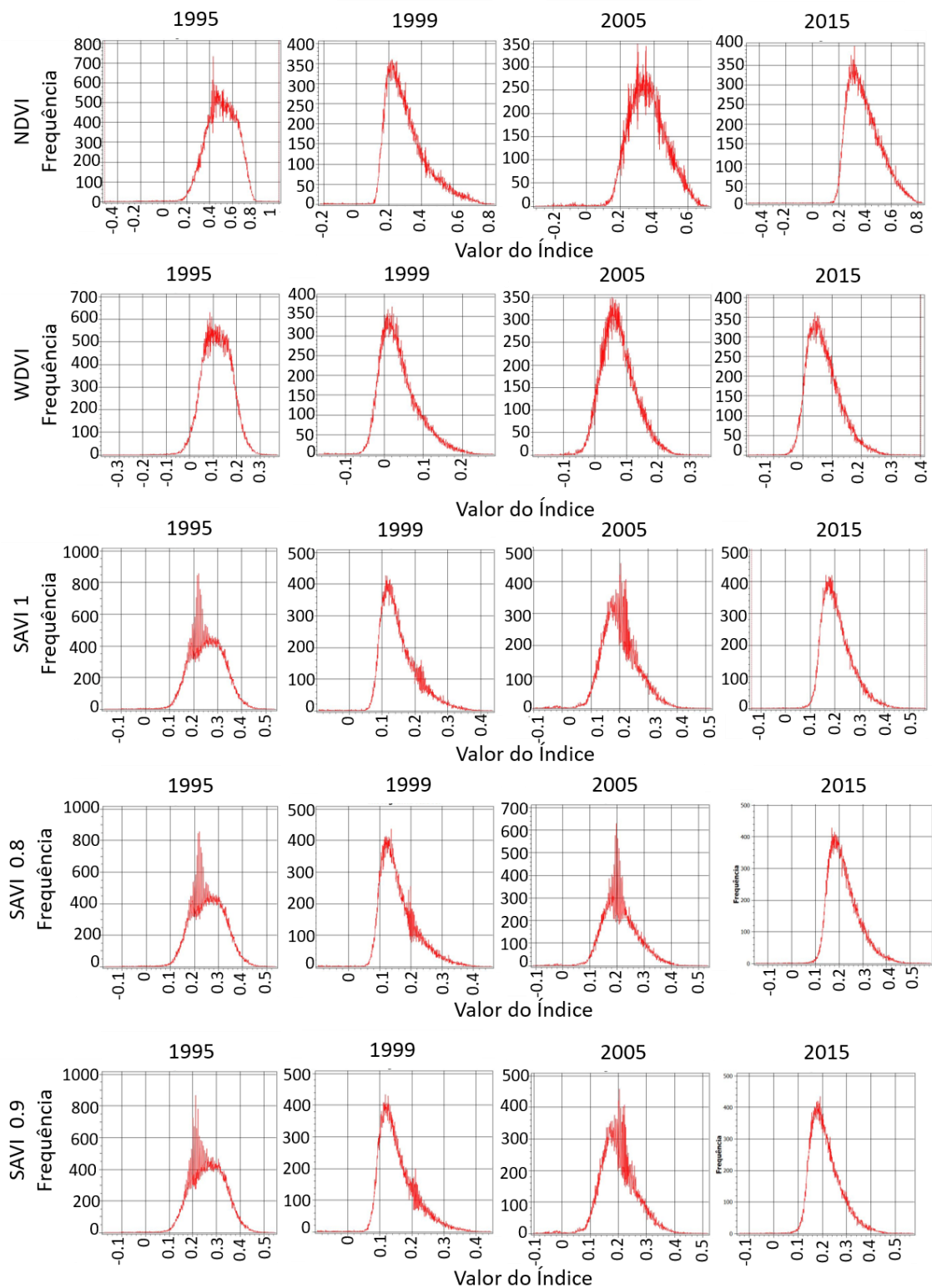


Figura 40: Histogramas dos IV (NDVI, WDI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) referentes ao período chuvoso para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, da sub-bacia Taperoá.

Fonte: Próprio autor.

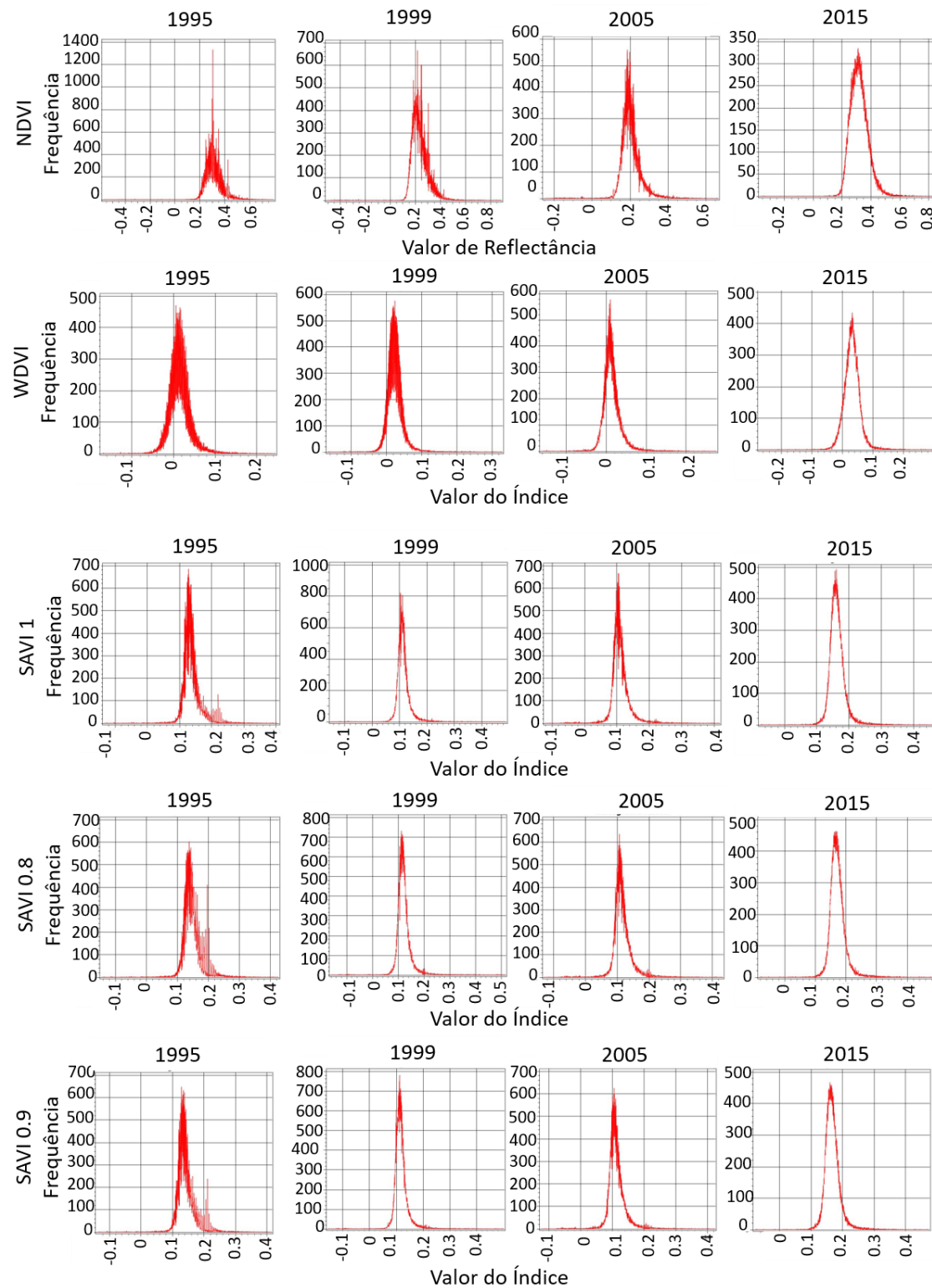


Figura 41: Histogramas dos IV (NDVI, WDI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) referentes ao período seco para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 da sub-bacia Taperoá.

Fonte: Próprio autor.

Para auxiliar na análise do desenvolvimento da vegetação por meio dos IV, a Figura 42 mostra o gráfico com as médias espaciais dos valores de cada IV por ano (1995, 1999, 2005 e 2015) e período (seco e chuvoso) sobre a área de estudo. Pode-se observar nos gráficos que o ano de 1995 apresentou as médias de valores mais altas no período chuvoso, comparado aos demais anos, e os menores valores no ano de 1999. No período seco, o ano de 2005 apresentou a média dos menores valores dos IV e, em 2015, os valores mais altos.

Quando se analisa a média dos valores dos IV no período chuvoso sobre toda a área de estudo, é possível notar que, mesmo de forma sensível, os valores aumentaram, o que pode indicar que houve certo aumento de densidade vegetativa, consequência da chuva.

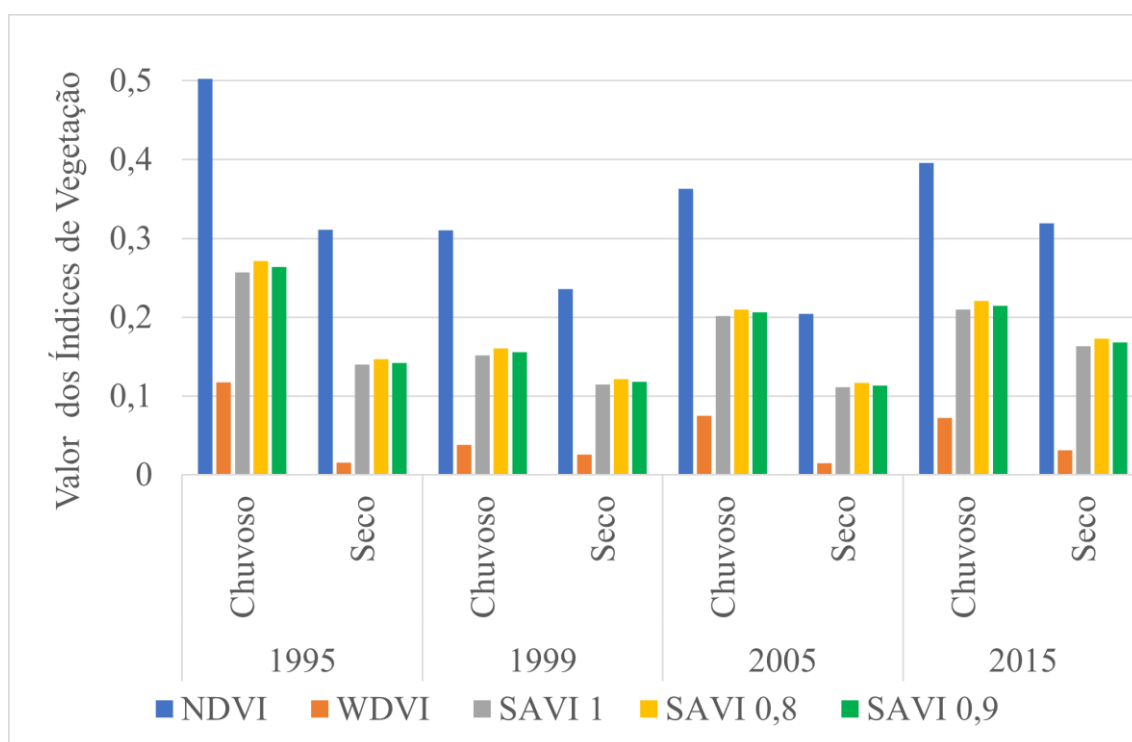


Figura 42: Gráfico das médias espaciais dos IV (NDVI, WDWI, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) na sub-bacia Taperoá para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015, para o período chuvoso e seco. Fonte: Próprio autor.

Conforme o gráfico da Figura 43, que mostra a diferença absoluta entre as médias dos valores dos IV para os períodos chuvoso e seco por ano (1995, 1999, 2005 e 2015), o WDWI foi o que teve menor amplitude entre o período chuvoso e seco. Tais resultados estão coerentes com a literatura. Por exemplo, Nereson, Olivera e Finnegan (2018) comentam que o WDWI tem variação gradual, em contraste com o NDVI, que

teve maior amplitude, pois, assim como Birtwistle et al. (2016) explicaram, ele apresenta grande sensibilidade à precipitação.

Pode-se entender que, do ano de 1995 para 2015, a diferença dos IV do período chuvoso para o período seco foi diminuindo de modo gradual, exceto pelo ano de 1999, que apresentou a menor diferença chuvoso-seco entre os quatro anos estudados.

A resposta vegetativa corresponde à fragilidade do ambiente, logo, quanto maior pressão sobre a região, maior será o tempo para uma possível recuperação. Assim, conforme mencionado por Barbosa, Huete e Baethgen (2006), a sazonalidade corresponde ao estado de crescimento ou decrescimento da vegetação.

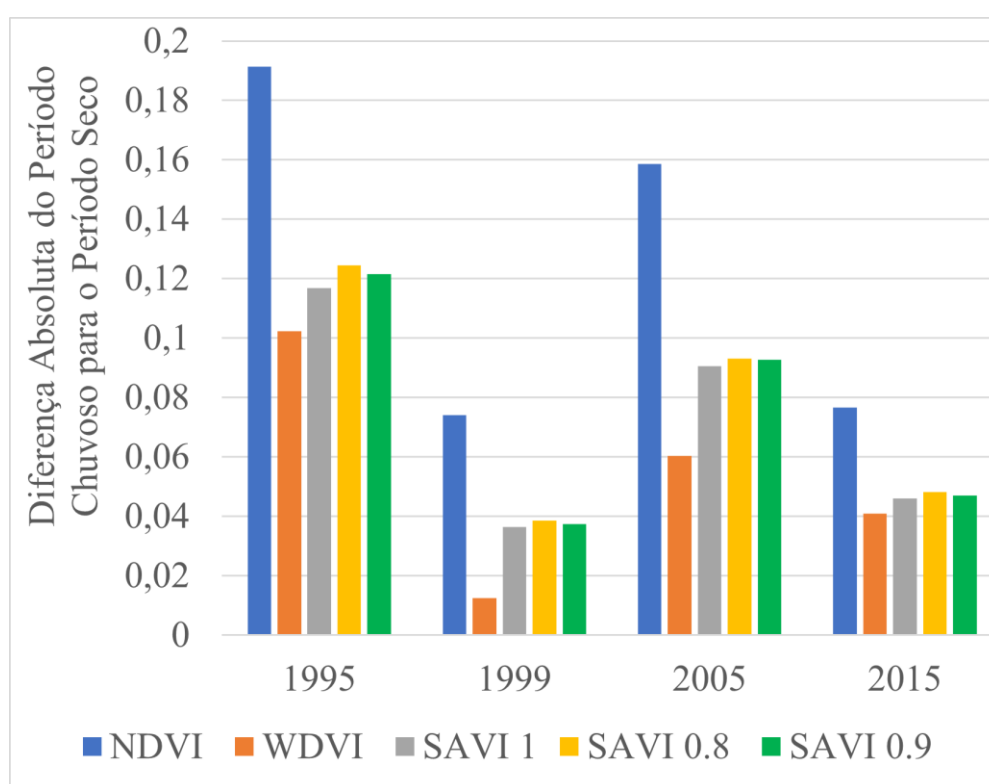


Figura 43: Gráfico da diferença absoluta das médias dos valores dos IV (NDVI, WDVl, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) entre o período seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá nos anos de estudo de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Em termos relativos da diferença entre as médias dos valores dos IV do período chuvoso com o seco, conforme a Figura 44, o comportamento do WDVl foi de maior taxa percentual de diferença, de forma bem destacada em relação aos demais IV. Isso provavelmente por ser de menor valor absoluto quando comparado aos outros IV. Nota-se também que o ano de 1999 mostrou a menor variação entre os IV, provavelmente por ter sido um dos anos de menor precipitação, além de ter tido o

reflexo de baixa precipitação do ano que antecedeu, 1998, pois, conforme mostrou a Figura 26, os anos de 1998 e 1999 estão entre os mais secos no intervalo de tempo desta pesquisa.

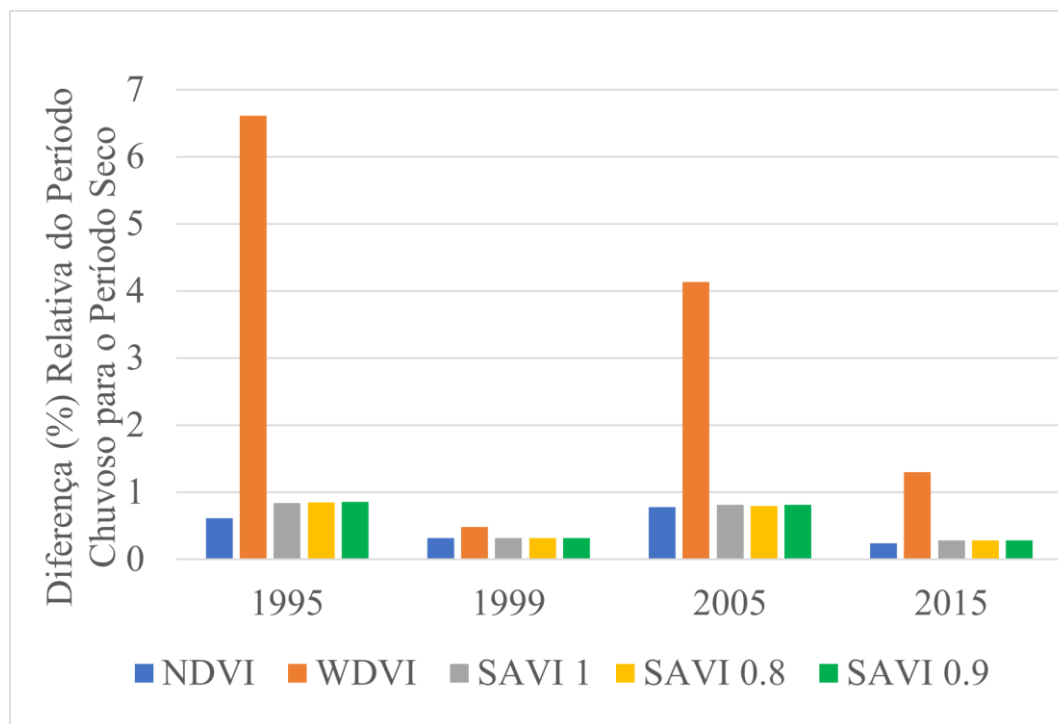


Figura 44: Gráfico da diferença relativa das médias dos valores dos IV (NDVI, WDVl, SAVI, com variação do parâmetro $L = 1, 0,8$ e $0,9$) entre o período seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá nos anos de estudo de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

4.1.2 Análise espaço temporal dos Índices de solo

Distribuição espacial dos IS

Ao analisar os resultados para o IS na área de estudo (Figura 45), pode-se notar que, geralmente, no centro da sub-bacia Taperoá, os valores dos índices foram mais elevados. Isso indica, no caso do BSI, menor cobertura vegetal e, no caso do GSI, além de pouca vegetação, solo mais arenoso.

A vantagem da análise temporal é que se torna possível avaliar melhor as condições do ambiente. Se fossem analisadas somente as cenas referentes ao ano de 2005, que foi o ano de maior precipitação, conforme mostrado na Figura 26, o período seco do BSI, ou para ambos os períodos no GSI, as conclusões poderiam não refletir de forma adequada a real situação da região, pois pode-se ver que foi um ano em que os

valores dos índices foram mais baixos, refletindo um ambiente menos propício à degradação. Porém, vê-se nos demais anos os valores dos índices mais altos.

Assim como aconteceu nos IV, a região da APA apresenta as mesmas características de variação temporal encontradas na sub-bacia Taperoá em relação aos IS.

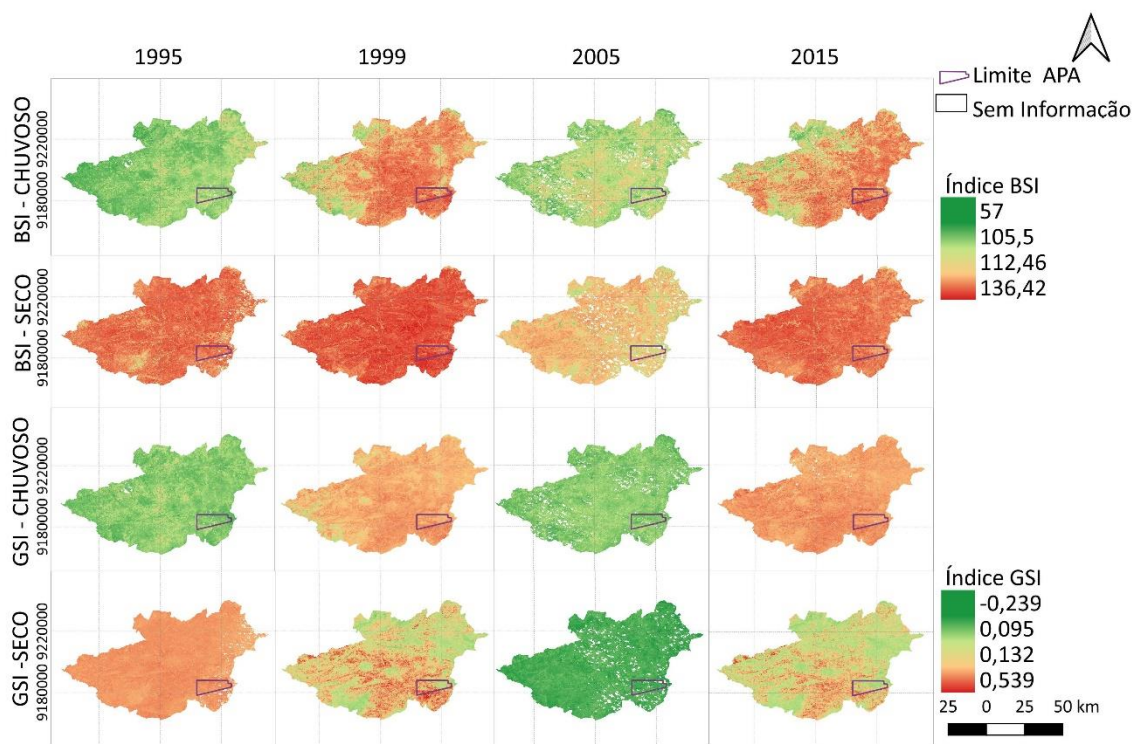


Figura 45: Distribuição espacial dos IS (BSI e GSI) da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri para o período do trimestre chuvoso e seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Perfis transversais dos IS

As Figura 46 e 47 mostram o perfil transversal dos IS por período (chuvoso e seco) para os anos de estudos de 1995, 1999, 2005 e 2015 na sub-bacia Taperoá. Embora os índices sejam de escala de valores diferentes, é possível notar semelhança em seu comportamento, assim como ocorreu com os IV.

Pode-se ver nos perfis que, entre os períodos secos, o ano de 2005 foi o que apresentou valores menores de IS, indicativo de melhores condições ambientais do solo (menos arenoso e com presença de vegetação). Isso provavelmente ocorreu por ter sido entre os anos da pesquisa o ano de maior pluviosidade. Apesar de apresentar no perfil transversal muitas áreas sem informação, pode-se notar que os valores do BSI foram os menores do período seco, indicando que teve mais solo coberto quando comparado com

outros anos na escala temporal da pesquisa. E o GSI apresentou muitos valores negativos que também é indicativo de vegetação (XIÃO et al., 2005). Isso também pôde ser notado na distribuição espacial da Figura 45.

No período chuvoso, o ano com melhores condições ambientais estimadas pelos IS foi o ano de 1995. Já o ano que apresentou valores de IS mais altos foi o ano de 1999 que, além de ter tido uma baixa pluviosidade, pode ter tido um reflexo do ano de 1998, que foi o de menor pluviosidade nos anos do período final e inicial da pesquisa (1995 e 2015), conforme pode ser visto na Figura 26.

Nos períodos chuvosos, os IS apresentaram menores valores, provavelmente devido às características climáticas caracterizadas como chuvosas. Em período chuvoso, os IV também são mais altos por indicarem maior presença de vegetação, o que também reflete nos valores de IS, pois, assim como Bencerril-Piña et al. (2015) comentaram, nas regiões semiáridas a cobertura vegetal depende fortemente da precipitação, o que reflete também na oscilação ao longo da distância do eixo no período chuvoso, e o período seco mais uniforme.

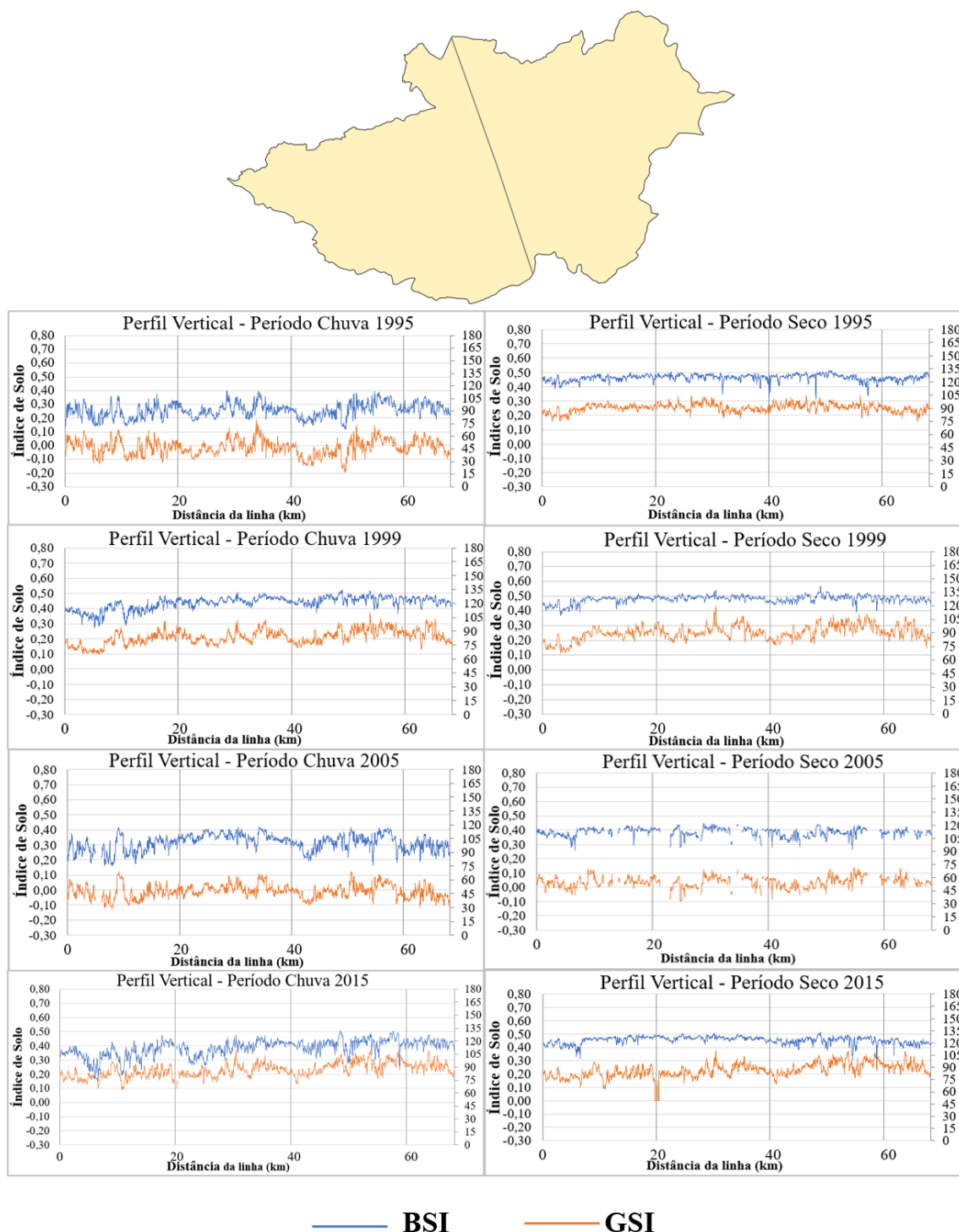


Figura 46: Resultado do perfil transversal dos IS ao longo da linha vertical de Norte para Sul, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IS referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor

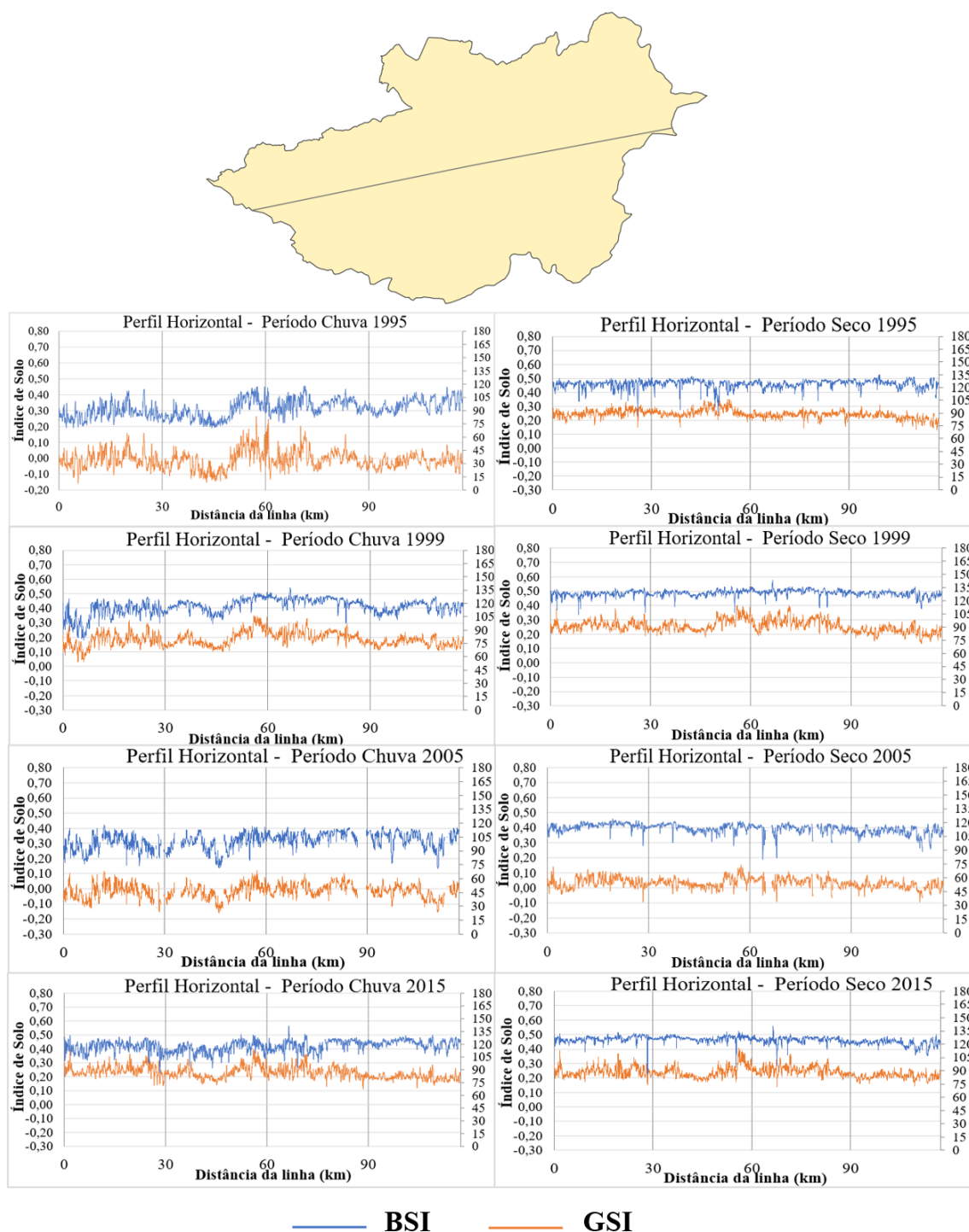


Figura 47: Gráficos com os valores dos IS. Resultado do perfil transversal ao longo da linha horizontal de Oeste para Leste, cortando a sub-bacia Taperoá. Valores de IS referentes aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 das imagens correspondentes ao trimestre do período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor.

Histogramas de frequência dos IS

A Figura 48 mostra os histogramas referentes aos valores dos IS para o período seco e chuvoso dos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 da sub-bacia Taperoá. Pode-se

notar que, pelo histograma do BSI, os valores apresentados são relativamente baixos, não tão próximos de 200, sendo isso um indicativo de solo totalmente nu, pois os valores do solo aumentam quanto mais descobertos (BENCERRIL-PIÑA et al., 2015). Porém, também se pode associar esses valores encontrados à uma vegetação esparsa, característica de regiões semiáridas (KUMAR, et al., 2016). No período seco, o BSI apresentou um intervalo mais estreito, variando os valores entre 100 e 140, comparado ao período chuvoso, com um intervalo mais amplo, variando entre 70 e 130.

Podemos notar que, no histograma, o GSI no período seco apresentou grande quantidade de valores entre 0,2 e 0,3. Xião et al. (2005) consideram os valores nesse intervalo como característicos de areia fina na camada superficial do solo.

Os histogramas de IS para o BSI no período seco são assimétricos à direita, onde se encontram os valores mais altos do BSI, indicativos de solo com vegetação espaçada, pois a região tem características correspondentes à vegetação baixa, conforme já comentado anteriormente. A oscilação do período chuvoso pode ser consequente da precipitação, pois é um período com maior resposta vegetativa.

Com relação ao GSI, nota-se grande oscilação, tanto no período seco quanto no chuvoso, o que talvez indique maior sensibilidade em relação ao BSI, quando reflete a vegetação consequente da precipitação.

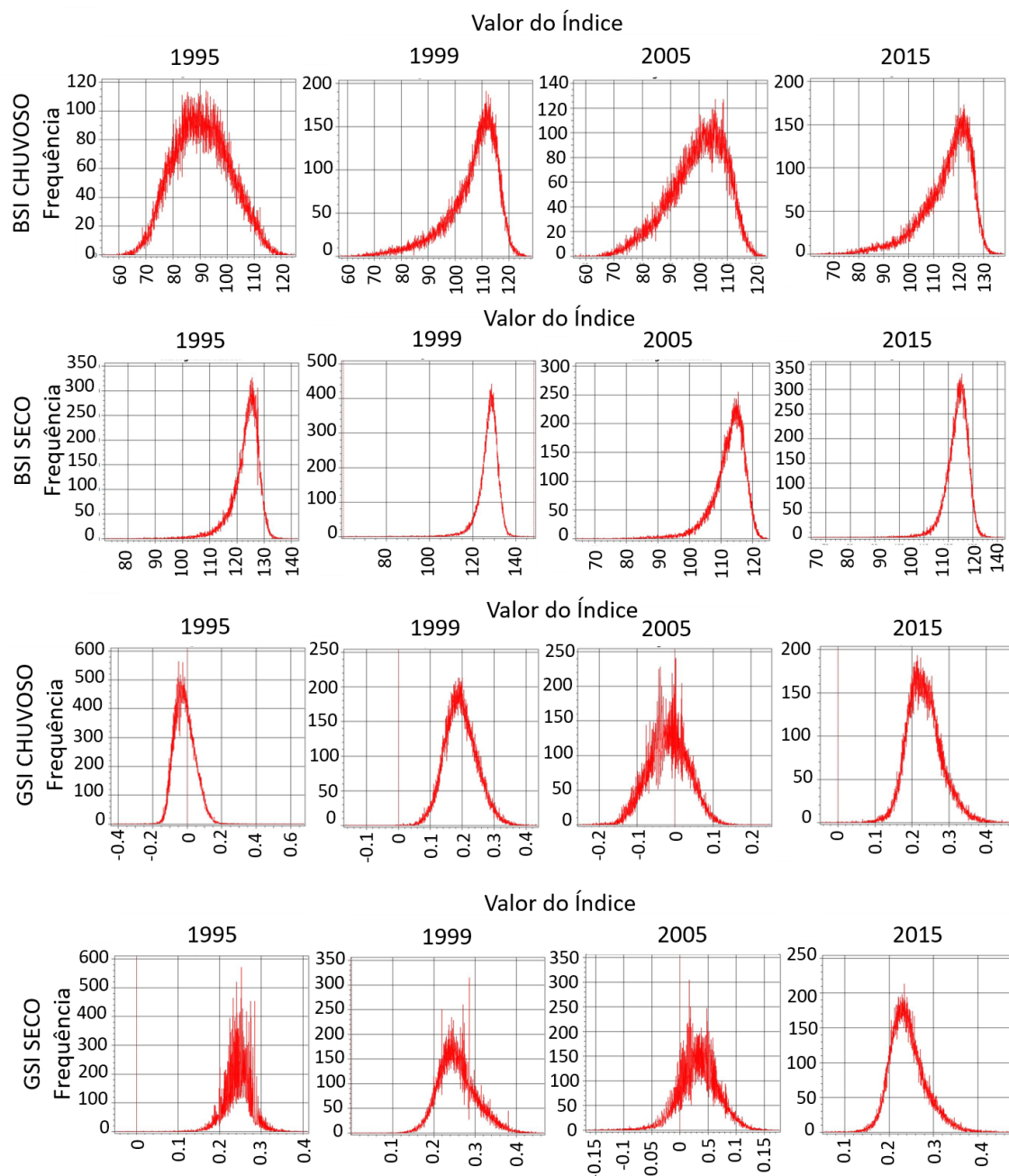


Figura 48: Histogramas dos IS (BSI e GSI) referentes ao período seco para os de 1995, 1999, 2005 e 2015 da sub-bacia Taperoá.

Fonte: Próprio autor.

A Figura 49 mostra o gráfico das médias espaciais dos IS no período seco e chuvoso na janela temporal do estudo (1995, 1999, 2005 e 2015) desenvolvido na sub-bacia Taperoá. É possível observar que, embora os índices BSI e GSI tenham escalas de valores diferentes entre si, quando houve valores referentes a uma condição ambiental que indicou maior ou menor fragilidade no solo, foi notado em ambos os índices tal resultado. Por exemplo, o ano de 1999 apresentou os valores mais altos para ambos, BSI 125,45 e GSI 0,26, ambos indicativos de vegetação escassa e solo arenoso.

Pode-se observar também que a variação entre um ano e outro, nos períodos chuvoso e seco, teve comportamento semelhante. Por exemplo: do ano de 1999 para o ano de 2005, em ambos os IS, tanto no período chuvoso quanto no período seco, apresentaram uma sensível melhora na condição ambiental, o que provavelmente pode ser explicado pela influência da precipitação, conforme comentado anteriormente. Além de 1999 ter sido um ano de baixa pluviosidade, o ano que antecedeu também foi muito baixo, com apenas 158,12 mm no ano, e o ano 2005, conforme visto na figura 25, tanto para o período chuvoso como seco, teve uma boa pluviometria quando comparado com os outros anos da pesquisa.

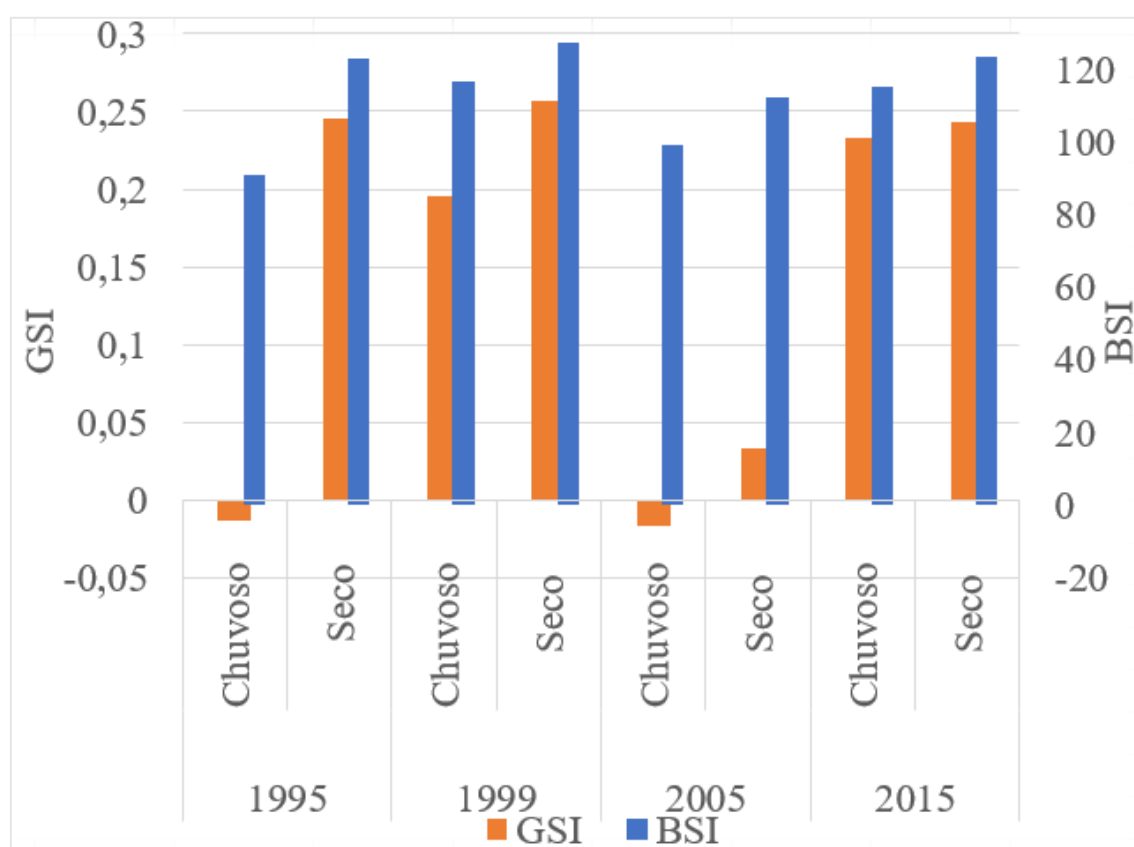


Figura 49: Gráfico das médias espaciais dos IS (BSI e GSI) na sub-bacia Taperoá para os anos de 1995, 1999, 2005 e 2015 nos períodos chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor.

4.1.3 Análise espaço temporal do Índice de Aridez (IA)

Foi elaborado o mapa da espacialização do índice de aridez referente à sub-bacia Taperoá, destacando a APA para os anos de desenvolvimento da pesquisa (1995, 1999, 2005 e 2015). A categorização foi realizada de acordo com os critérios no plano

de combate à desertificação (Matallo Júnior, 2003), apresentados na Tabela 5 do item 2.5, classificando a susceptibilidade à desertificação como muito alta, alta e moderada, em conformidade com o índice de aridez.

Conforme mostra a Figura 50, pode-se ver que o período seco, de forma geral, apresentou susceptibilidade como muito alta, exceto por uma pequena porção próxima à APA ao Sudeste e outra a Sudoeste, que foram classificadas, respectivamente, como moderada e alta.

Nota-se que no mesmo ano, no período chuvoso, uma área foi classificada como moderada susceptibilidade e, na estação seca do mesmo ano, como alta susceptibilidade. Isso pode ser explicado pela característica da região semiárida, assim como mencionado no subitem 2.1 que o déficit hídrico é igual ou superior a 60% no ano.

No período chuvoso, o IA apresentou maior variabilidade espacial, pois nota-se que, nos anos da pesquisa, foi encontrada a variação do grau de susceptibilidade à desertificação, de acordo com o índice, em nível alto, médio e moderado. Os anos de 1995 e 2005 tiveram mais classificações do tipo alta e moderada. No ano de 1999, as regiões mais ao Leste e ao Sul da sub-bacia Taperoá apresentaram mais valores correspondentes à uma susceptibilidade muito alta e alta e, ao Leste, moderada. Já no ano de 2015, apenas uma pequena porção da sub-bacia Taperoá, ao Noroeste, apresentou valores correspondentes à susceptibilidade moderada e alta, enquanto a predominância era do tipo muito alta.

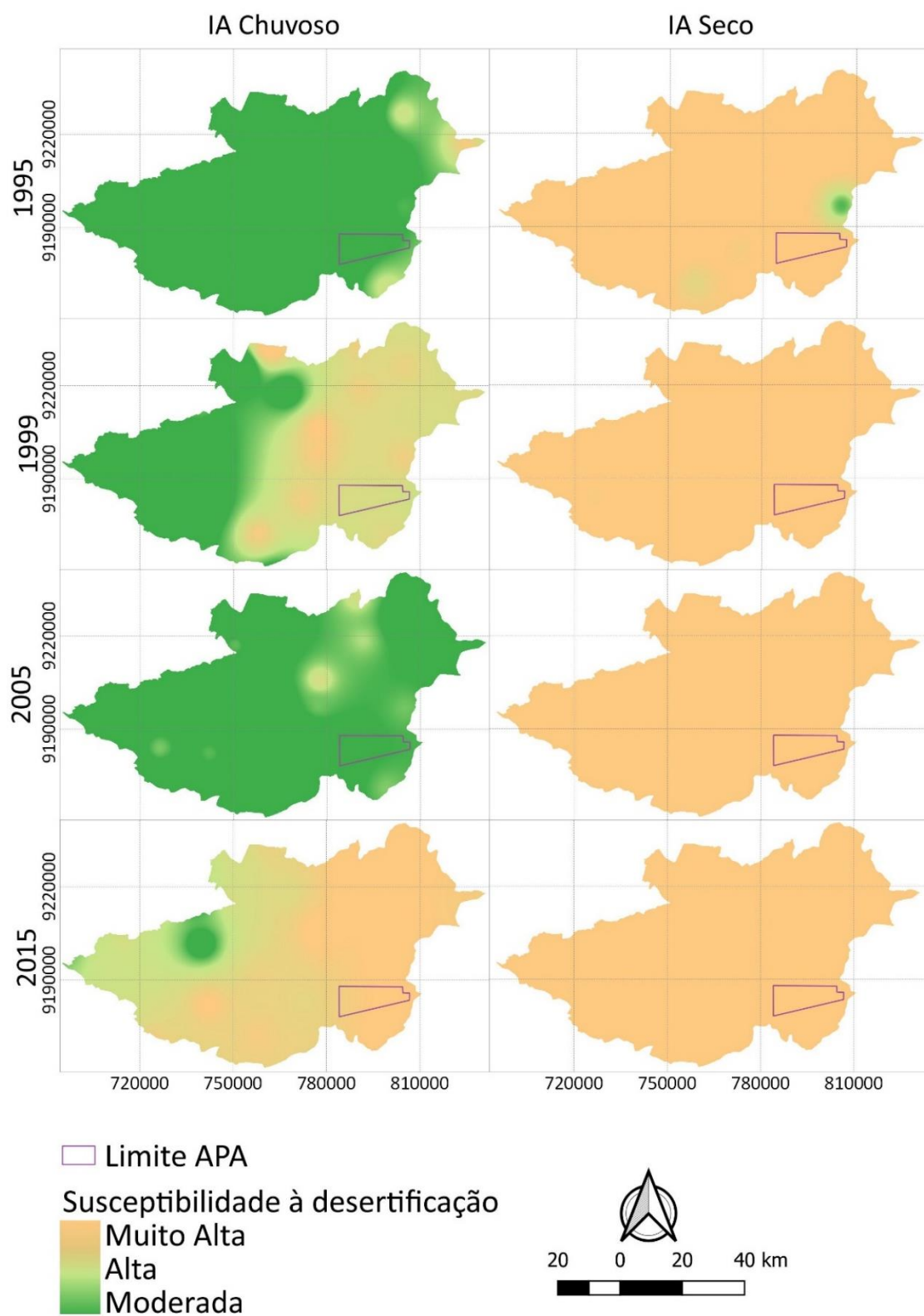


Figura 50: Distribuição espacial do IA da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri categorizado pela susceptibilidade à desertificação para o período do trimestre chuvoso e seco correspondente aos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Conforme foi visto na Figura 24 do subitem 3.3.4, o trimestre chuvoso é caracterizado pela alta precipitação, e o trimestre seco, pela baixa. Isso é refletido também no IA. No período seco, o IA indicou maior susceptibilidade à desertificação do que no período chuvoso, como mostra a Figura 51 o período chuvoso do ano 1999, onde a variabilidade espacial do IA se assemelha muito com a precipitação.

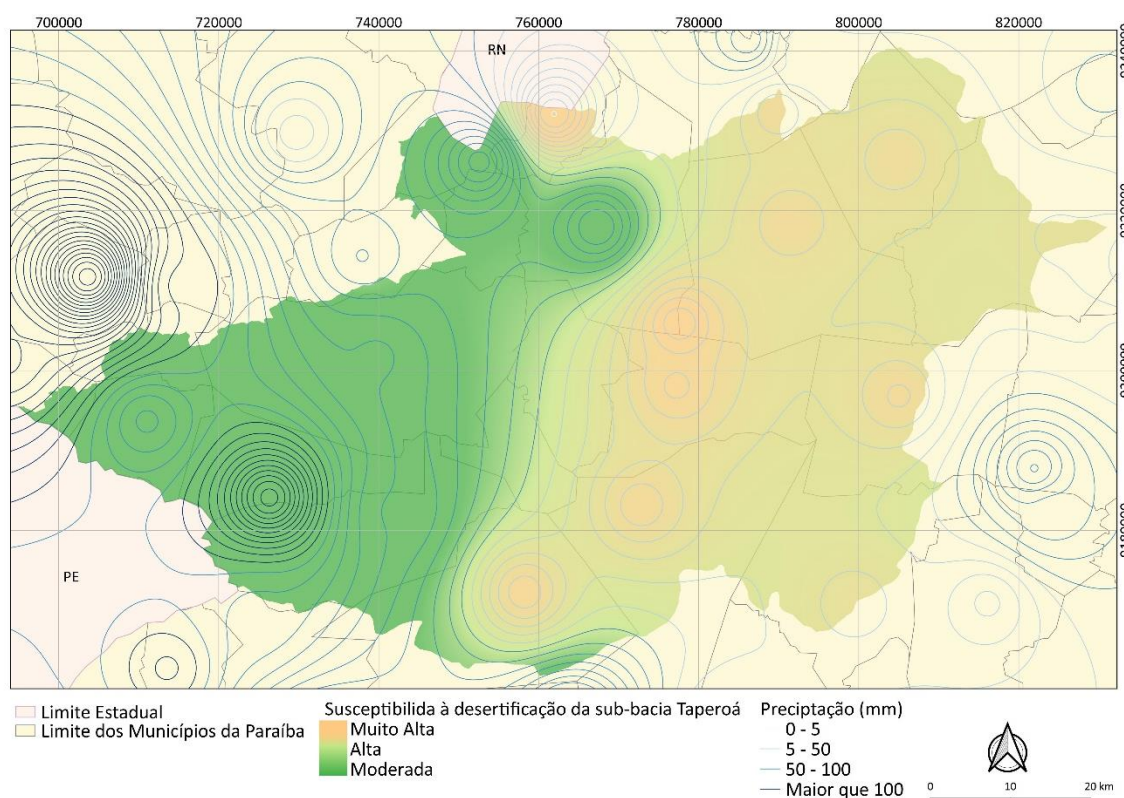


Figura 51: Mapa do IA classificado de acordo com a susceptibilidade à desertificação, segundo os critérios de Matallo Júnior (2003), e a precipitação pluviométrica da Sub-bacia Taperoá para o ano de 1999 no período chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

4.1.4 Análise espaço temporal do Índice de Impacto Humano (IIH)

A Figura 52 contém a APA do Cariri e a espacialização do IIH na sub-bacia Taperoá para os anos da janela temporal da pesquisa (1995, 1999, 2005 e 2015).

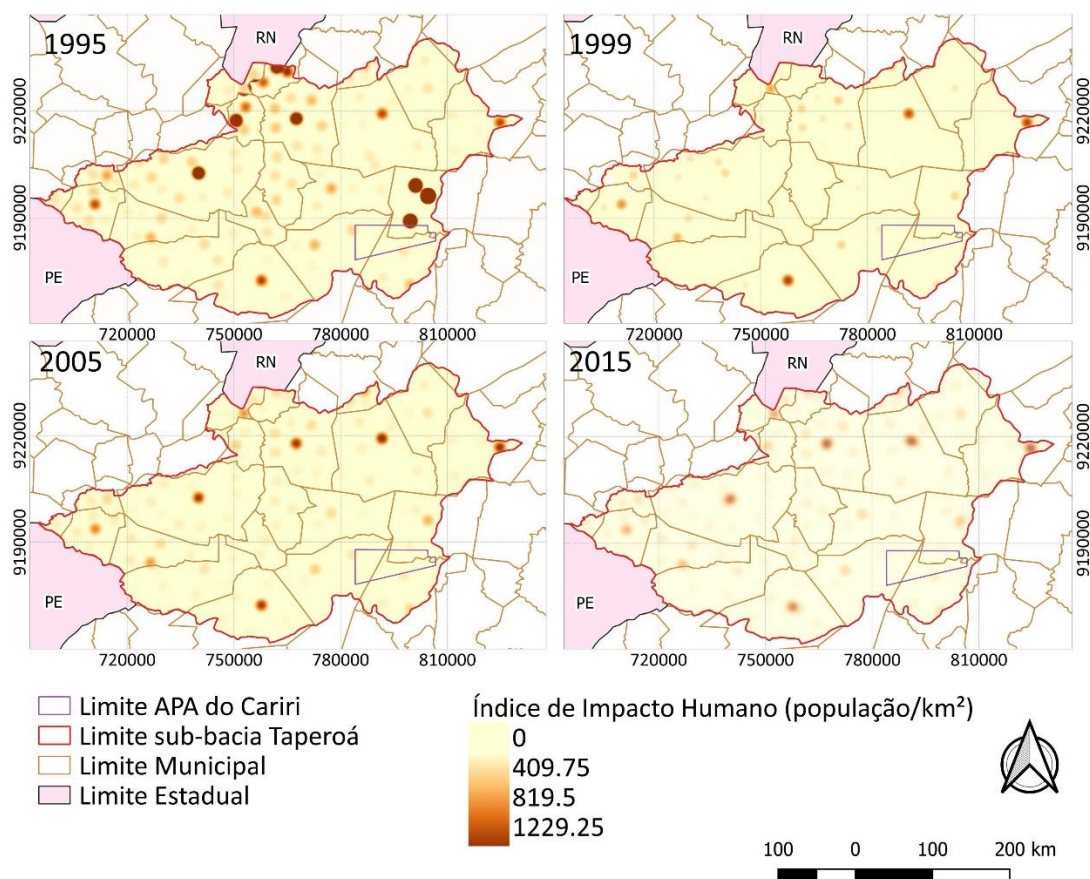


Figura 52: Distribuição espacial do IIH da sub-bacia Taperoá e da APA do Cariri nos anos de 1995, 1999, 2005 e 2015.

Fonte: Próprio autor.

Pode-se observar que, no ano de 1995, o IIH apresenta valores mais altos, ou seja, foi o ano que se encontrou as regiões na área de estudo com maior adensamento populacional, sendo especialmente visto ao Norte da sub-bacia e ao Sudeste. Já os anos de 1999, 2005, e 2015 apresentaram um menor adensamento populacional, além de conterem uma distribuição geográfica semelhante entre eles.

A redução populacional do ano 1999 pode ter sido oriunda de alguns anos secos, como já observado anteriormente na figura 26. O ano de 1997 teve uma baixa pluviosidade, e o ano de 1998 foi ainda mais seco dentro do período da pesquisa. E, como visto anteriormente, refletiu no ambiente, os índices de solo e vegetação, e o ano de 1999 mostrou o reflexo dessa escassez hídrica, o que provavelmente implicou no êxodo. Pode se notar que, posteriormente houve um aumento gradual na densidade populacional dos anos 2005 e 2015.

O centro da área de estudo, em todos os anos, foi a região que apresentou menor densidade populacional, diferentemente das extremidades, que apresentaram maior adensamento, especialmente ao Norte, Leste e Oeste, sendo que, ao Leste, em um

único ponto, isso é observado de forma mais acentuada. Isto ocorreu provavelmente porque os setores censitários, que estão localizados no centro da área de estudo, são menores comparados com os municípios ao redor. Eles têm apenas um núcleo urbano, enquanto os municípios da extremidade da sub-bacia apresentam mais divisões de setores urbanos.

4.2 ANÁLISE DO VETOR DE MUDANÇA (AVM)

4.2.1 Análise do Vetor de Mudança (AVM) da sub-bacia Taperoá

A Figura 53 mostra os gráficos de dispersão referentes aos índices aplicados para obtenção da AVM, sendo eles o SAVI, com parâmetro $L=1$, e o BSI, para os períodos seco e chuvoso dos anos de 1995 e 2015.

Pode-se notar que, nos anos e períodos mencionados, quanto mais baixo o valor do SAVI, ou seja, mais próximo de 0, sendo isso indicativo de estresse hídrico na vegetação, maior o valor referente ao BSI, que é indicativo de menor quantidade de densidade vegetal, ou seja, solo nu, mostrando coerência entre o SAVI e BSI. Os valores do período seco refletiram um ambiente com condições um pouco mais críticas que o período chuvoso, ou seja, um ambiente um pouco mais degradado com vegetação mais baixa e espaçada.

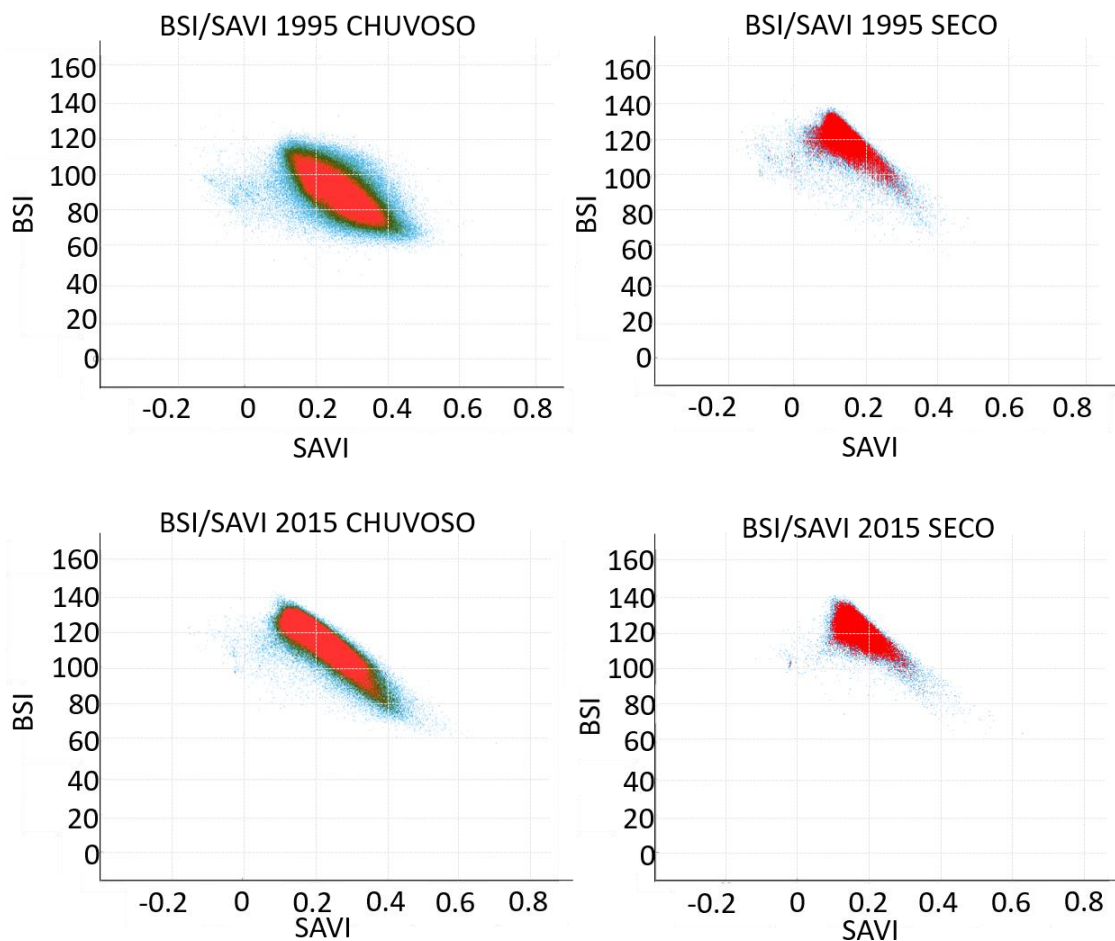


Figura 53: Gráfico de dispersão da sub-bacia Taperoá entre os índices SAVI e BSI (cada ponto dos gráficos corresponde a um dos cerca de 6 milhões pixels da discretização espacial), para os anos de 1995 e 2015, período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor.

Os gráficos da Figura 53 também mostram que, entre o ano de 1995 e 2015, tanto no período seco quanto no período chuvoso, houve um sensível aumento na degradação, podendo ser notado nos valores do SAVI e BSI, pois, como já mencionado anteriormente, quanto mais alto o valor do BSI, maior indicação de solo nu. E, no SAVI, quanto mais valores positivos próximos de 0, menor presença de vegetação.

A Figura 54 mostra a distribuição espacial da AVM na sub-bacia Taperoá para as seguintes combinações de anos nos períodos seco e chuvoso: 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2105; e 1995 e 2015.

Pode-se notar a variação dos resultados quando é analisada a escala sazonal. Por exemplo: a variação sazonal entre o ano de 2005 no período seco e no período chuvoso. No período seco os valores dos índices indicaram um ambiente com condições mais críticas. Já no período chuvoso do ano 2015, os valores dos índices indicaram uma melhora nas condições ambientais, provavelmente por influencia da umidade (RAHMAN E MESEV, 2019), o que reflete diretamente no solo e na vegetação.

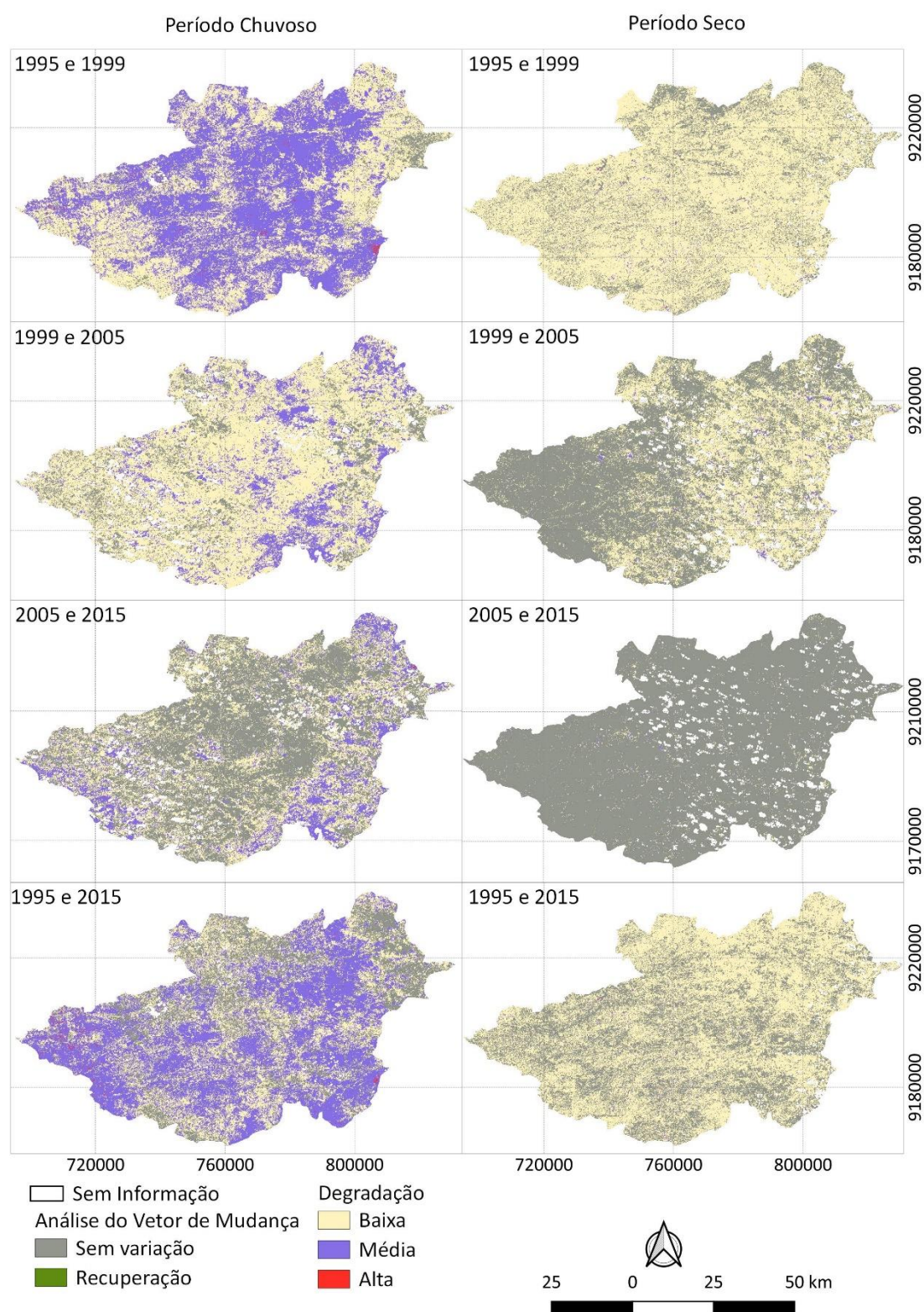


Figura 54: Mapa de Análise do Vetor de Mudança dos períodos seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá para as combinações dos anos de 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015, considerando as classes sem variação, recuperação e degradação (baixa, média e alta).

Fonte: Próprio autor.

Pode-se notar a diferença dos resultados, não só entre as combinações dos anos, mas também quando a metodologia é aplicada em períodos distintos, pois, mesmo sendo no mesmo ano, os resultados dos períodos seco e chuvoso foram diferentes, assim como já observado por Rahman e Mesev (2019), que notaram a influência da umidade quando a AVM é calculada para o período chuvoso. Na sub-bacia Taperoá essa diferença também pode ser consequência do uso da terra, pois no período chuvoso é época de plantação.

A distribuição espacial mostra que, no período seco, grande parte da sub-bacia Taperoá é classificada, de forma relativamente homogênea, como “sem variação” ou “de degradação baixa”. Este resultado homogêneo no período seco pode ser consequência da severidade da seca característica desse período. Pois, como é característico da região semiárida, existem longos períodos de estiagem, o que, consequentemente, reflete nas condições ambientais, em especial no solo e na vegetação. Dewi, Bijker e Stein (2017) encontraram algo inversamente similar quando aplicaram a AVM para uma área de zona costeira, neste caso, em uma região úmida, onde os resultados foram homogêneos predominando a classe de sem variação no período chuvoso, portanto concluíram que devido às características do ambiente, neste período os resultados geravam incertezas.

Em contrapartida, quando a AVM é aplicada no período chuvoso, observa-se os seguintes resultados, em diferentes combinações de anos, referentes à classificação de pixels: sem variação, degradação de nível baixo e degradação de nível médio. Pode-se ressaltar que os anos que envolveram combinação com o ano de 1995 no período chuvoso apresentaram maior quantidade de áreas com degradação do tipo média.

Em relação à análise de estudo, através do conjunto de pares de imagens com cenas de anos distintos, confirmou-se a sensibilidade da AVM em relação ao ano que ele é aplicado, conforme Lambin e Strahlers (1994) e Dewi, Bijker e Stein (2017). Por isso, sugeriram o uso de vários pares de imagens.

Através das mudanças dos pixels no período chuvoso, comparando os anos iniciais da primeira cena, 1995 e 1999, e a última cena, 1995 e 2015, mesmo nas cenas com os anos intermediários, notam-se regiões que antes estavam na categoria de baixa degradação e não variaram em um certo período, mas, posteriormente, passaram a ser classificadas como nível médio de degradação, o que indica que essa região passou por um processo de transição gradual agravando sua condição ambiental, solo mais

espaçado com pouca presença vegetativa. Um exemplo deste comportamento pode ser observado ao Oeste e Sudoeste da sub-bacia Taperoá.

A Figura 55 mostra os percentuais da sub-bacia Taperoá em relação à classificação do resultado da AVM, tanto para o período seco quanto para o período chuvoso, com as seguintes combinações de anos: 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015.

Pode-se notar que no período seco, entre os anos de 2005 e 2015, quase 100% da área de estudo foi classificada como sem variação, demonstrando que não houve regeneração, mas também não avançou o grau de degradação. Uma possibilidade deste resultado é o fato de que 2015 foi o ano da pesquisa com menor precipitação, tanto no período seco como no chuvoso, e foi o ano mais quente no período chuvoso, conforme visto, respectivamente, nas Figuras 24 e 25 do subitem 3.3.4.

Para as combinações dos anos de 1995 e 1999 e de 1995 e 2015, tanto no período seco como no chuvoso, as mudanças da AVM foram, em sua maioria, classificadas como nível médio, tornando essas áreas de maior prioridade para monitoramento com percentuais, respectivamente, de 53,32% e 47,93%. Já nas outras combinações de anos, a classificação de degradação com maior percentual foi a do tipo baixa.

O percentual referente à classificação de recuperação, em todos os gráficos, foi inexpressivo, sendo encontrado em maior quantidade nas cenas correspondentes à combinação do ano de 1999 e 2005, no período seco. Mesmo assim, sendo pouco maior que 1%. Por isso, na Figura 54, não é possível identificar as áreas em recuperação, pois são pixels isolados. O baixo percentual de área em recuperação também confirma o que se tem notado, desde os primeiros resultados da pesquisa, com os índices base, conforme visto nos Índices de Vegetação da Figura 43 do subitem 4.1.1.

Similarmente, os valores correspondentes ao grau de degradação alto também têm percentuais baixos. O mais alto é encontrado na combinação entre os anos de 1995 e 2015 com 0,32%. Porém, diferente das áreas com recuperação, os pixels de degradação alta estão agrupados e é possível identificá-los, conforme foi mostrado na distribuição espacial da Figura 54.

É possível perceber que, entre as combinações dos anos e períodos de estudo, não se notou um padrão claro referente ao vetor de mudança, apesar de ser encontrada certa similaridade entre as combinações dos anos de 1995 e 1999 e de 1995 e 2015, tanto para o período seco quanto para o chuvoso. Tal comportamento talvez possa ser

explicado pelo fato de o SAVI apresentar valor mais próximo de 1 no período chuvoso e, em 2015, no período seco, conforme exibido no gráfico da Figura 43 do subitem 4.1.1.

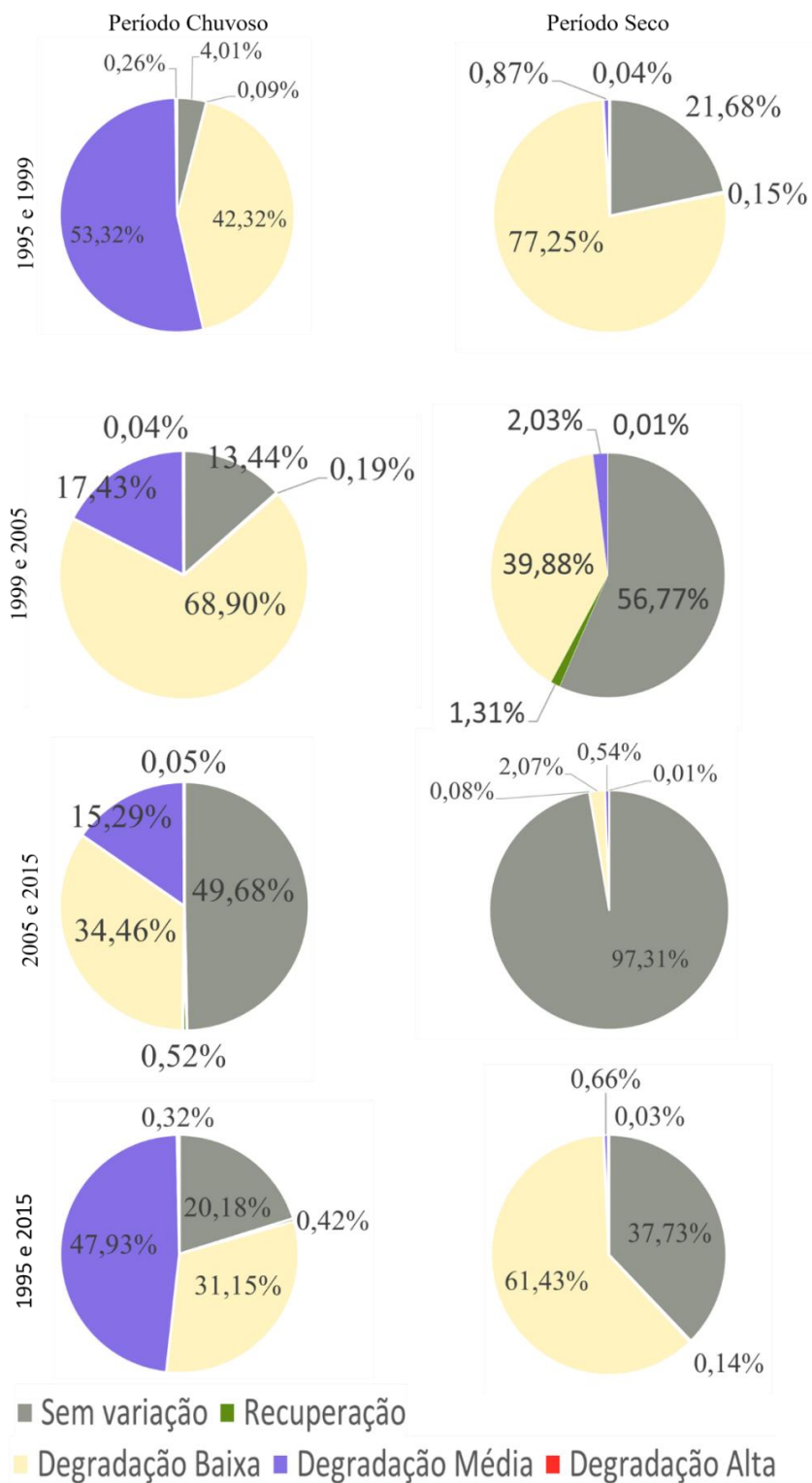


Figura 55: Gráficos da Análise do vetor de Mudança com percentuais quantitativos da área de estudo, sub-bacia Taperoá, para o período seco e chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

4.2.2 Análise do Vetor de Mudança na área da APA

A Figura 56 mostra a espacialização da análise do vetor de mudança da APA. Nota-se que, ao Sul e Sudoeste da APA, no período chuvoso, apresenta-se, em todas as combinações de anos (1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015), uma área com degradação de nível médio.

De acordo com a metodologia aplicada, a área da APA não apresenta, de forma expressiva, regiões com sinais de recuperação, assim como ocorrido com a sub-bacia Taperoá.

Entre os anos de 2005 e 2015, no período seco, as regiões que mostraram algum grau de degradação estão localizadas, em sua maioria, nos cursos de água, indicando maior necessidade de monitoramento da mata ciliar da região, como também a implantação de programas de recuperação e preservação. Por exemplo, Silva, Souza e Bacani (2019) identificaram, ao longo dos rios da APA, uma área com planície ocupada por plantação.

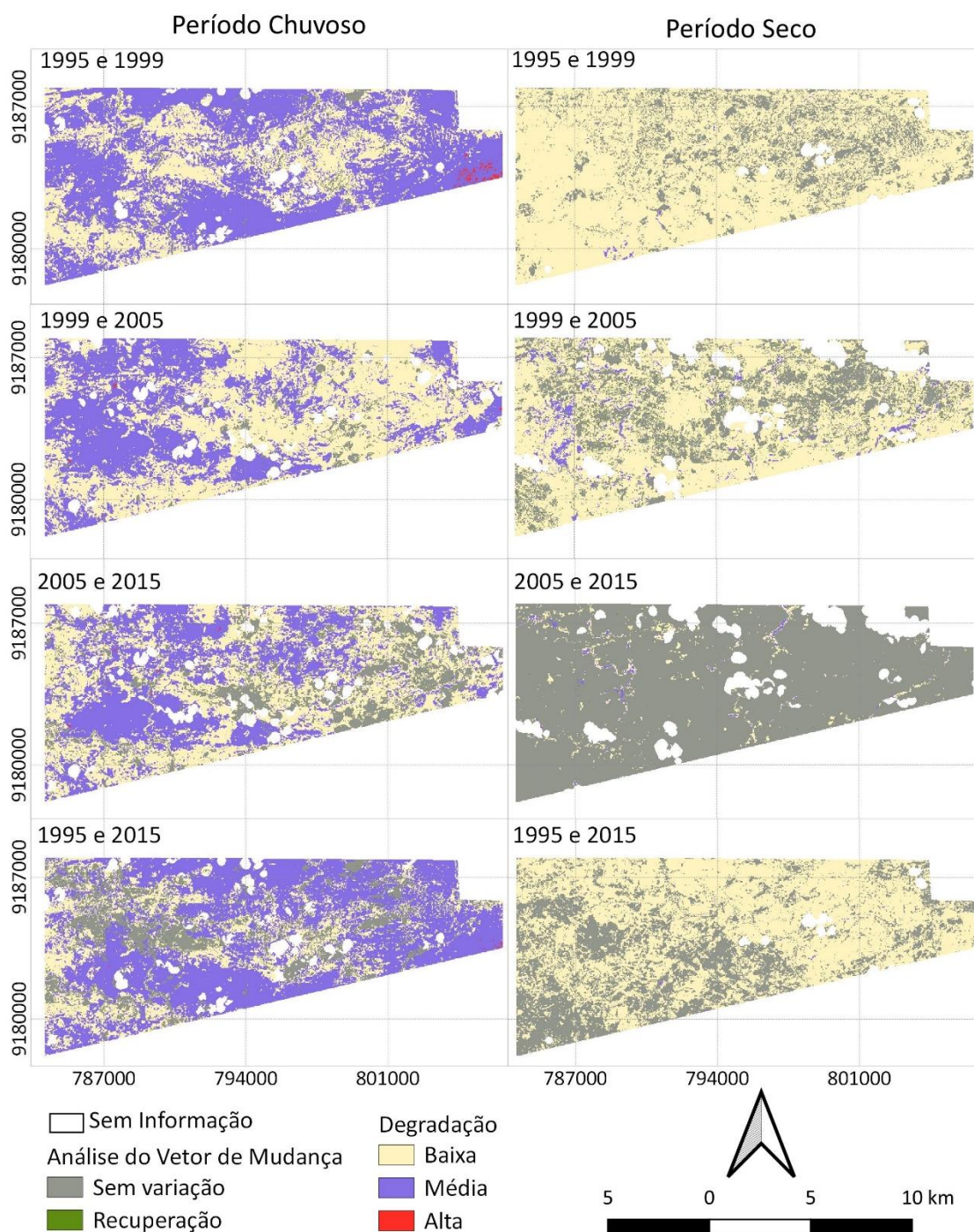


Figura 56: Mapas da Análise do Vetor de Mudança dos períodos seco e chuvoso na sub-bacia Taperoá, para as combinações dos anos de 1995 e 1999; 1999 e 2005; 2005 e 2015; e 1995 e 2015.
Fonte: Próprio autor.

Na Figura 57 são mostradas duas áreas que, em todos os anos de combinação no período chuvoso, apresentou um alto grau de degradação. Na combinação de 1995 e 1999, nota-se que a figura em destaque apresenta uma região da APA contendo várias áreas com vetor de mudança classificado como degradação de nível alto. Silva, Souza e Bacani (2019) identificaram em seus estudos essas áreas como transformada e

extremamente transformada devido às atividades antrópicas, pois, por se localizarem nas extremidades da APA, a população tem acesso mais fácil.

No destaque dado dentro dessas regiões na Figura 57, representado por um círculo, pode-se observar que a mancha de degradação nível alto permanece e, inclusive, apresenta sinais de aumento.

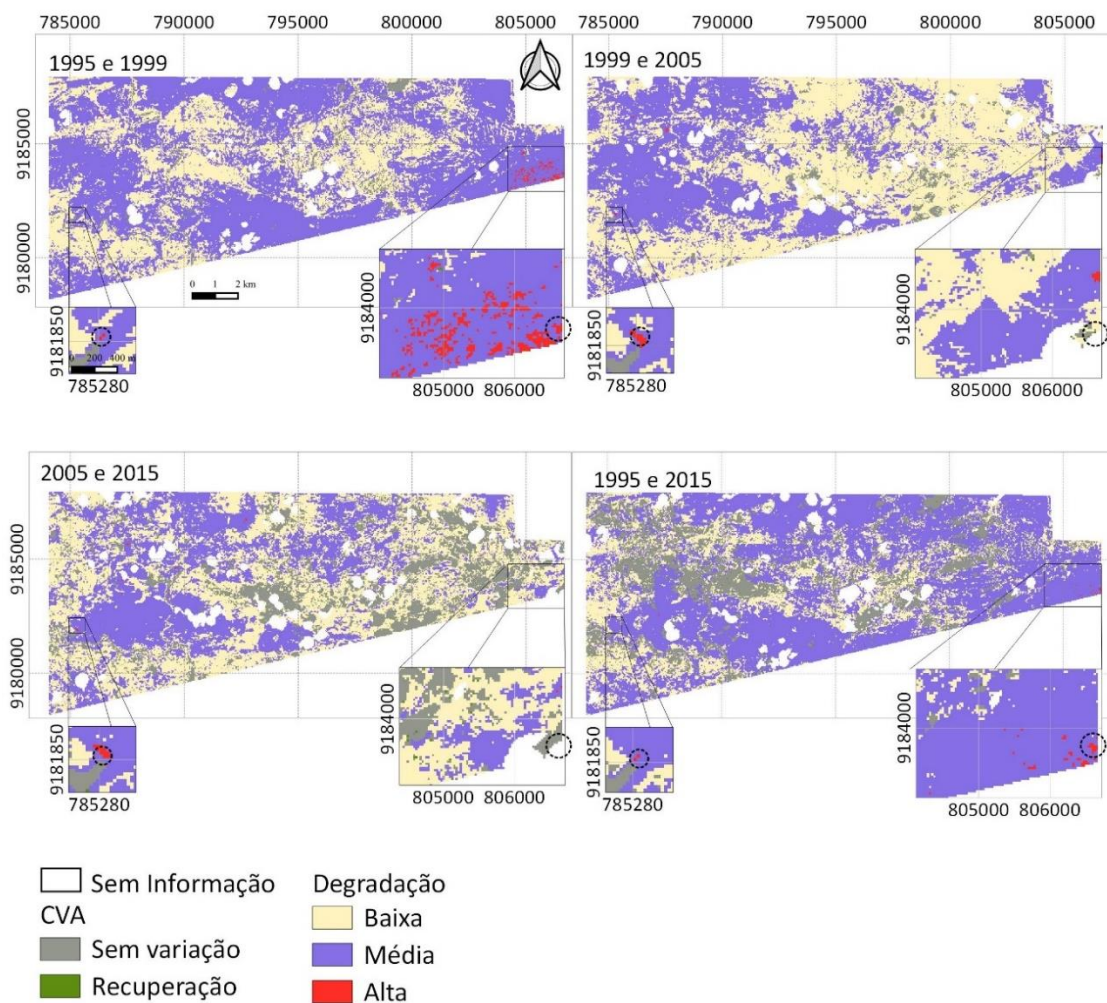


Figura 57: Destaque da mudança da cobertura da terra para nível alto de degradação na APA, em período chuvoso, para todo período da área de estudo, segundo a análise AVM.

Fonte: Próprio autor.

A Figura 58 mostra os gráficos referentes à AVM da APA. Pode-se ver que o percentual da área de degradação média, nos períodos chuvosos, foi maior nas combinações que envolveram o ano de 1995, correspondendo a um percentual maior que 55% do total da área.

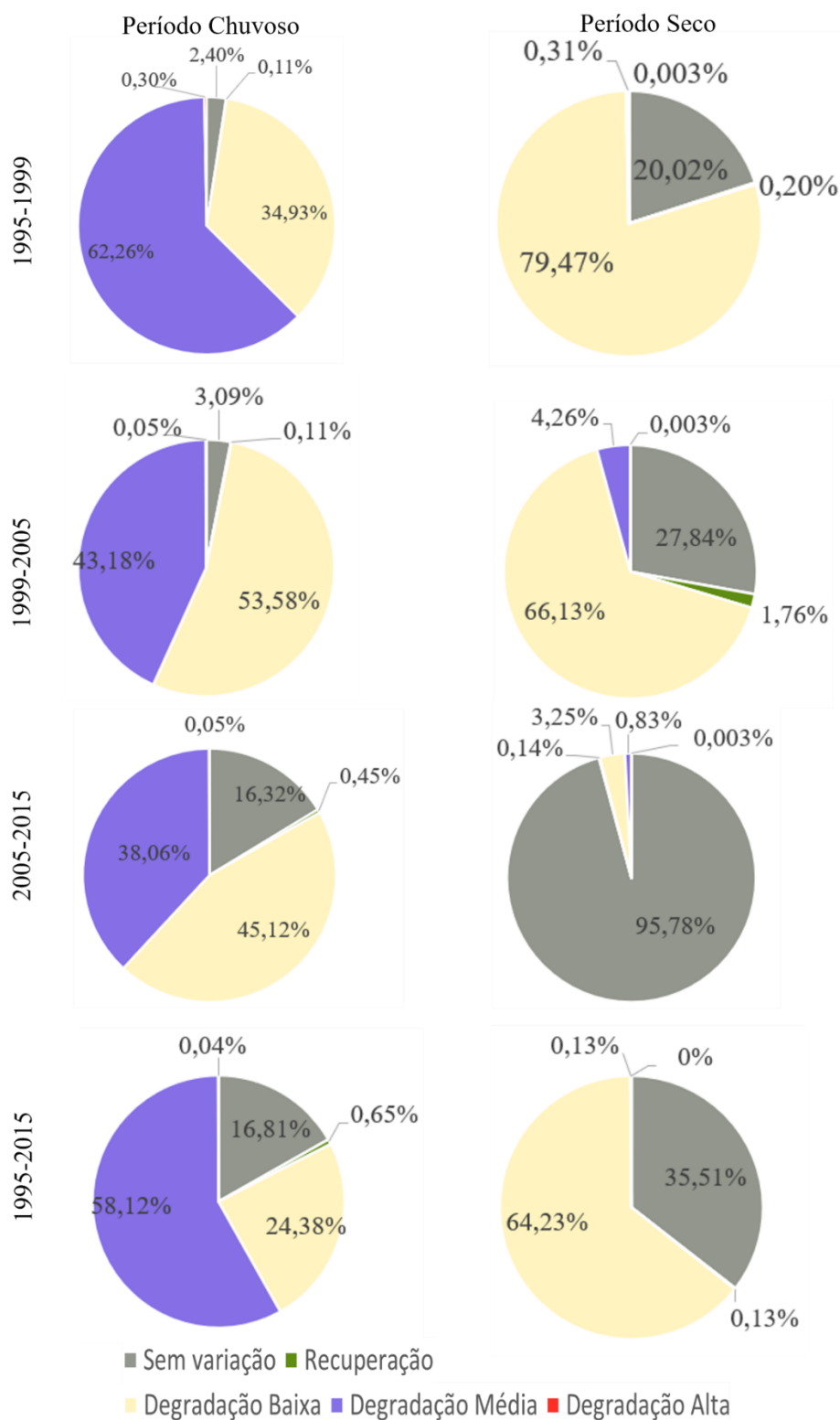


Figura 58: Gráficos do Vetor de Mudança com percentuais quantitativos da APA para os períodos seco e chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

O vetor de mudança entre os anos de 1999 e 2005 no período chuvoso apresenta o maior percentual de área de recuperação. Mesmo assim, este é muito baixo, sendo inferior a 2% da área total. Como mostra a Figura 57, não se identificam

agrupamentos significativos com essa caracterização. Já os percentuais referentes às áreas de degradação alta, embora sejam representados por, no máximo, 3,09% do total da área da APA, pode-se observar os agrupamentos dos pixels na Figura 57.

Através das imagens das Figuras 56 e 57, é possível notar a região da APA que está comprometida pela degradação em algum grau, sendo, em sua maioria, médio ou alto. Apesar de a Caatinga ser um bioma bastante resiliente, essas características despertam a necessidade de monitoramento e proposição de ações para que a degradação não aumente.

4.3 ANÁLISE DO ÍNDICE DE RISCO DE TENDÊNCIA À DESERTIFICAÇÃO (IRTD)

4.3.1 Análise de Theil-Sen

Antes de efetuar o cálculo do IRTD, foram analisados os histogramas do cálculo de Theil-Sen de cada índice para verificar quais seriam os possíveis métodos de classificação, a fim de dividir em quatro classes o risco de tendência à desertificação: baixo, médio, alto e extremo.

A Figura 59 mostra o resultado dos histogramas e, como pode-se notar, o intervalo dos valores mínimos e máximos é bem estreito para todos os índices, restringindo, assim, o método de classificação para dividir em quatro classes.

Em geral, a maioria dos histogramas apresentaram um comportamento simétrico, ou seja, no centro do histograma está a maior quantidade de dados, o que facilita analisar o comportamento dos dados em relação à área de estudo, pois os valores no centro em grande quantidade podem ser tidos como padrão característico da área, e os valores ao redor, como diferenciais.

Nota-se que o IA apresenta um histograma com alguns picos, ou seja, tipo multimodal. No período seco, o IA obteve três valores com maior frequência na área de estudo, sendo um desses valores bem próximo a 0. Já no período chuvoso, também apresentou picos de valores negativos.

O IIH também se diferiu dos demais histogramas. Pode-se notar que seu formato é do tipo assimétrico, com frequência de dados acumulada à esquerda com uma queda abrupta dos valores. Esse resultado foi devido à característica do dado, pois o IIH

foi baseado na densidade da população distribuída na região, limitada por uma área de abrangência em cada setor censitário, ou seja, tem os centroides do setor com valor mais alto que vai diminuindo ao se distanciar do centro até um raio de 2,5km do centroide do setor.

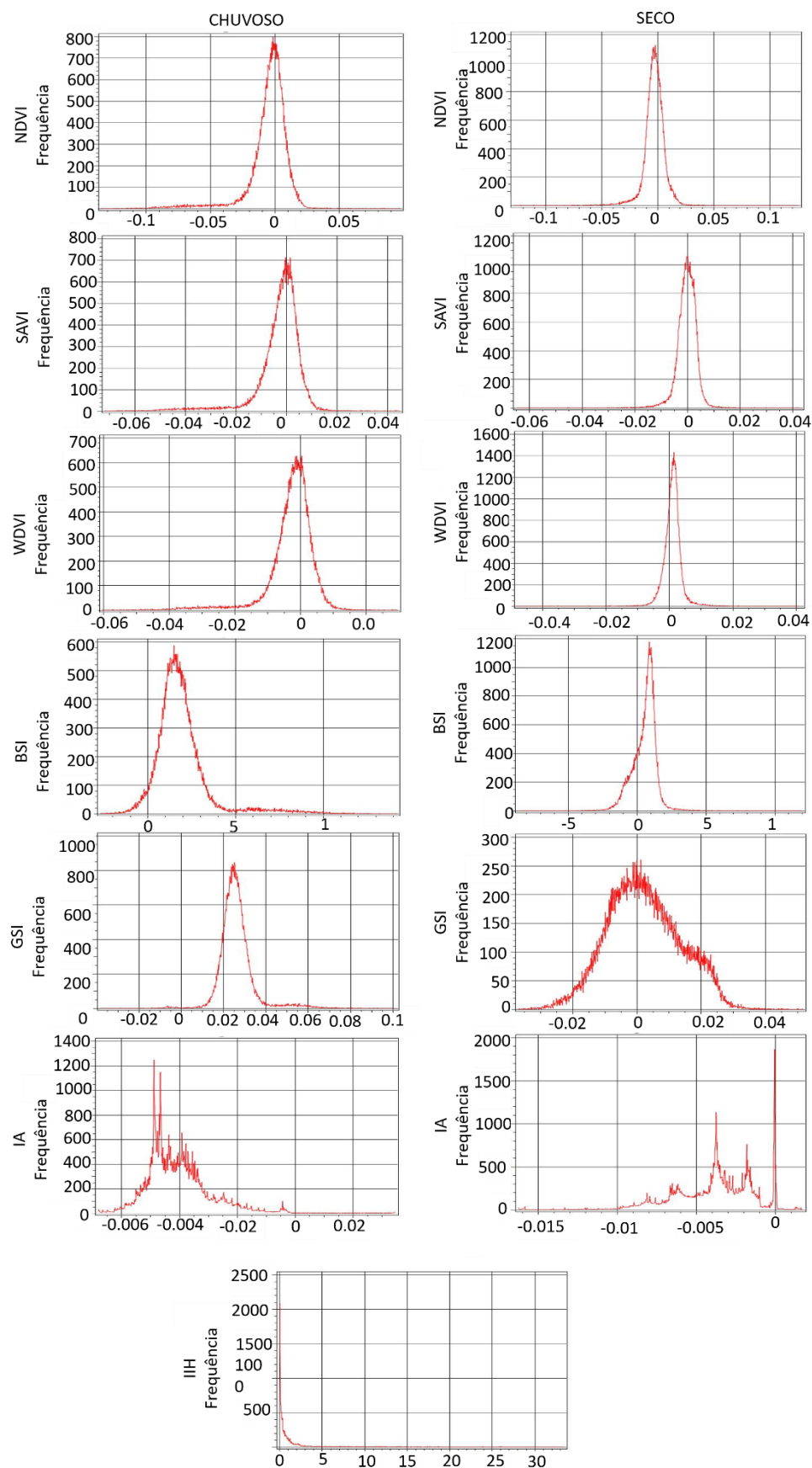


Figura 59: Histograma do resultado do cálculo de Theil-Sen para todos os índices (NDVI, SAVI, WDI, BSI, GSI, IIH e IA) da área de estudo (sub-bacia Taperoá) para os períodos chuvoso e seco.
Fonte: Próprio autor.

Com o intuito de identificar qual classe de distribuição se adequa melhor à área de estudo, foram selecionados dois métodos de acordo com os resultados dos histogramas, o método com intervalo do tipo igual e quartil, para ambos os períodos (seco e chuvoso), sendo divididos em quatro classes, identificando o nível do risco de tendência à desertificação como baixo, médio, alto e extremo pelo cálculo de Theil-Sen para cada índice.

Nas Tabelas 16 e 17 tem-se os limites de cada faixa, respectivamente, com intervalo do tipo igual e quartil para o período seco e chuvoso, distribuído nas quatro classes de nível de tendência à desertificação mencionadas anteriormente.

Pode-se notar que, devido às características dos intervalos, o método de distribuição igual distribui os limites das faixas de forma regular com os limites de amplitude iguais linearmente. Já no intervalo pelo método quartil, os limites nas classes médio e alto tem maior concentração dos valores do que nas classes baixo e extremo. Becerril-Piña et al. (2015) utilizaram o método de quebras naturais do algoritmo de Jenks que agrupam os dados, identificando os pontos que a diferença é maximizada, delimitando a categoria. Nesta pesquisa, a variação dos dados não apresentou amplitude suficiente para classificar em quatro categorias pelo método de quebras naturais do algoritmo de Jenks, pois, quando aplicado, resultou em classes vazias.

Pode-se notar que o intervalo do tipo quartil não apresenta as classes referentes ao IIIH, pois, devido à característica do dado, conforme notado no histograma da Figura 59, não há amplitude para ser dividido em quatro classes, pois, no tipo de intervalo quartil, cada classe tem o mesmo número de dados. Depois de encontrado o valor da mediana, os dados são divididos abaixo e acima dela (Esri, 2016).

Tabela 16: Valores dos intervalos pela classificação no modo igual para o conjunto de índices adotados na pesquisa para períodos seco e chuvoso.

Limites das faixas do método de classificação por intervalo igual distribuído em quatro classes					
Índice	Período	Baixo (1)	Médio (2)	Alto (3)	Extremo (4)
NDVI	Chuvoso	0,100 a 0,019	0,019 a -0,057	-0,057 a -0,134	< -0,134
	Seco	0,200 a 0,040	0,040 a -0,043	-0,043 a -0,128	<-0,128
SAVI	Chuvoso	0,044 a 0,005	0,005 a -0,032	-0,032 a -0,071	<-0,071
	Seco	0,043 a 0,007	0,007 a -0,028	-0,028 a -0,064	<-0,064
WDVI	Chuvoso	0,030 a -0,0004	-0,0004 a -0,030	-0,030 a -0,060	<-0,060
	Seco	0,060 a 0,011	0,011 a -0,018	-0,018 a -0,048	<-0,048
BSI	Chuvoso	-4,000 a -2,692	-2,692 a 2,932	2,932 a 8,557	>8,557
	Seco	-15,000 a -8,616	-8,616 a -1,739	-1,739 a 5,137	>5,137
GSI	Chuvoso	-0,050 a -0,038	-0,038 a 0,008	0,008 a 0,054	>0,054
	Seco	-0,080 a -0,036	-0,036 a -0,007	-0,007 a 0,022	>0,022
IA	Chuvoso	0,100 a 0,0004	0,0004 a -0,033	-0,033 a -0,067	<-0,067
	Seco	0,001 a -0,004	-0,004 a -0,010	-0,010 a -0,016	<-0,016
IIH		-25,000 a -22,238	-22,238 a -3,669	-3,669 a 14,899	>14,899

Tabela 17: Valores dos intervalos pela classificação no modo quartil para o conjunto de índices adotados na pesquisa para períodos seco e chuvoso.

Limites das faixas do método de classificação por intervalo quartil distribuído em quatro classes					
Índice	Período	Baixo (1)	Médio (2)	Alto (3)	Extremo (4)
NDVI	Chuvoso	0,010 a 0,001	0,001 a -0,006	-0,006 a -0,200	<-0,200
	Seco	0,200 a 0,0003	0,0003 a -0,005	-0,005 a -0,200	<-0,200
SAVI	Chuvoso	0,050 a 0,001	0,001 a -0,003	-0,003 a -0,080	<-0,080
	Seco	0,090 a 0,001	0,001 a -0,001	-0,001 a -0,070	<-0,070
WDVI	Chuvoso	0,030 a 0,00006	0,00006 a -0,003	-0,003 a -0,070	<-0,070
	Seco	0,080 a 0,001	0,001 a 0,0002	0,0002 a -0,070	<-0,070
BSI	Chuvoso	-5,000 a -2,692	-2,692 a 1,289	1,289 a 2,083	>2,083
	Seco	-15,000 a -8,616	-8,616 a 0,357	0,357 a 0,955	>0,955
GSI	Chuvoso	-0,050 a -0,038	-0,038 a 0,023	0,023 a 0,027	>0,027
	Seco	-0,080 a -0,036	-0,036 a 0,003	-0,003 a 0,006	>0,006
IA	Chuvoso	0,040 a -0,037	-0,037 a -0,046	-0,046 a -0,070	<-0,070
	Seco	0,001 a -0,002	-0,002 a -0,004	-0,004 a -0,016	<-0,016

A Figura 60 mostra a espacialização dos dados resultantes dos cálculos de Theil-Sen pelo método de intervalo igual para o período chuvoso. E, na Figura 61, mostra os gráficos com os percentuais das áreas classificados de acordo com a tendência a desertificação (baixa, média, alta e extrema).

Nota-se que os resultados do NDVI e SAVI apresentaram um padrão geral semelhante. Algumas regiões que foram classificadas com nível baixo no SAVI também se repetiram no WDVI, que apresentou maiores variações entre os IV, bem como maior quantidade de área no nível de classificação baixo, quase 40. Essas características foram identificadas desde o cálculo do IV base, no subitem 4.1.1, nas figuras 44 e 45, nos

gráficos que mostram as diferenças absolutas e relativas de recuperação do período seco com o chuvoso. Os valores do WDVÍ indicaram melhor recuperação da vegetação.

O cálculo de Theil-Sen para o BSI apresentou valores predominantes na classe média, com 91,32%, e, no GSI, com 99,63%, na classe alta. Isso provavelmente é um reflexo dos índices base. Como se viu no histograma da Figura 48, do subitem 4.1.2, o GSI tem menor amplitude que o BSI, ou seja, os resultados do GSI mostram uma condição ambiental mais crítica, pois além de indicar solo nu também é um indicativo de solo arenoso. O mesmo aconteceu com os resultados de IS de Becerril-Piña et al. (2015) quando calcularam Theil-Sen para classificação de tendência à desertificação.

Pode-se observar também a representação diferenciada dos resultados para IA, relativos aos resultados dos IV e IS, que apresenta valores de forma mais uniforme devido à metodologia adotada, conforme descrito no subitem 3.3.4. O mapa do IA, com 20,13% de área classificada como média, reflete bem a predominância das estações pluviométricas, conforme foi mostrado no mapa da Figura 24, que indicam maior precipitação a Noroeste da sub-bacia.

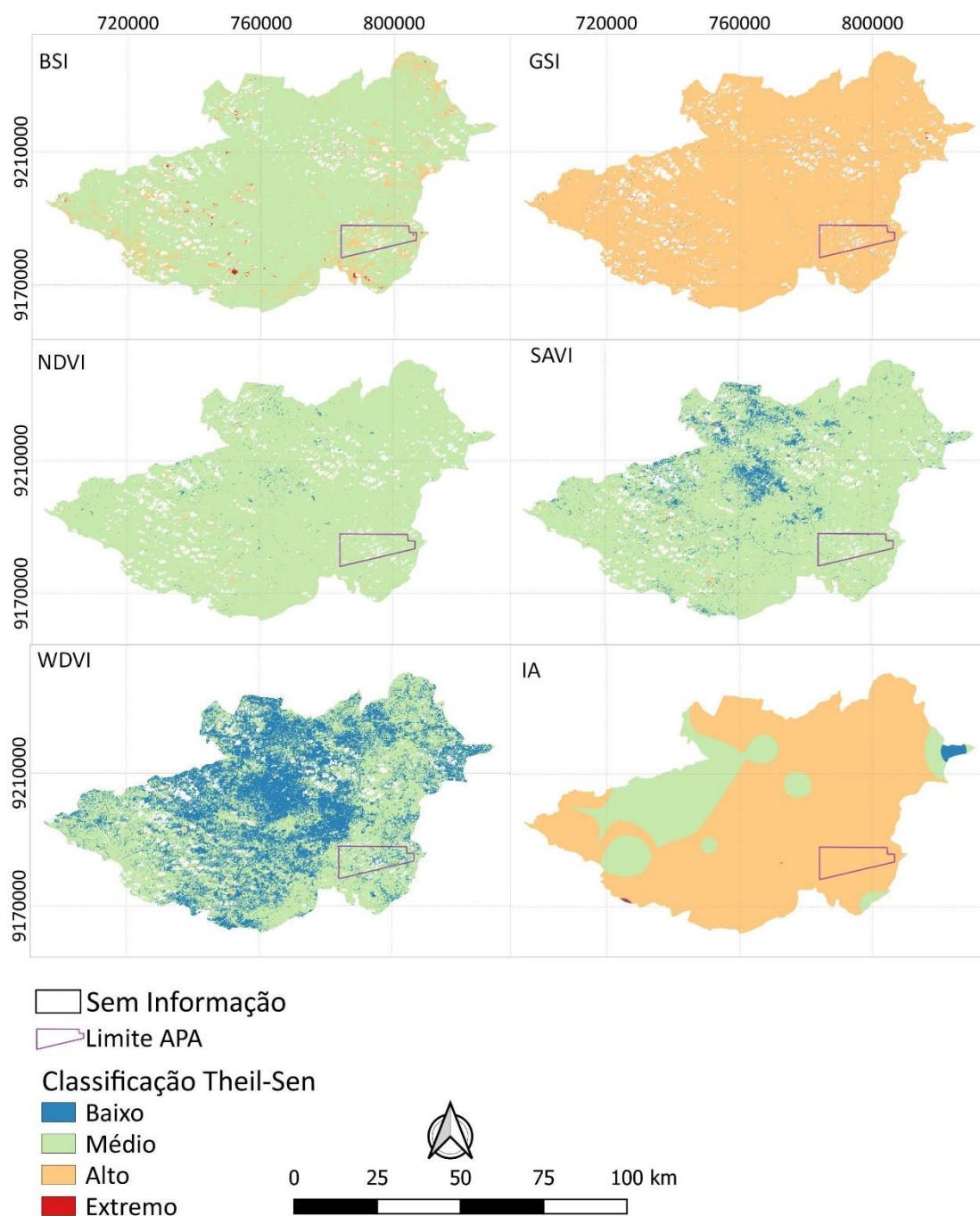


Figura 60: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

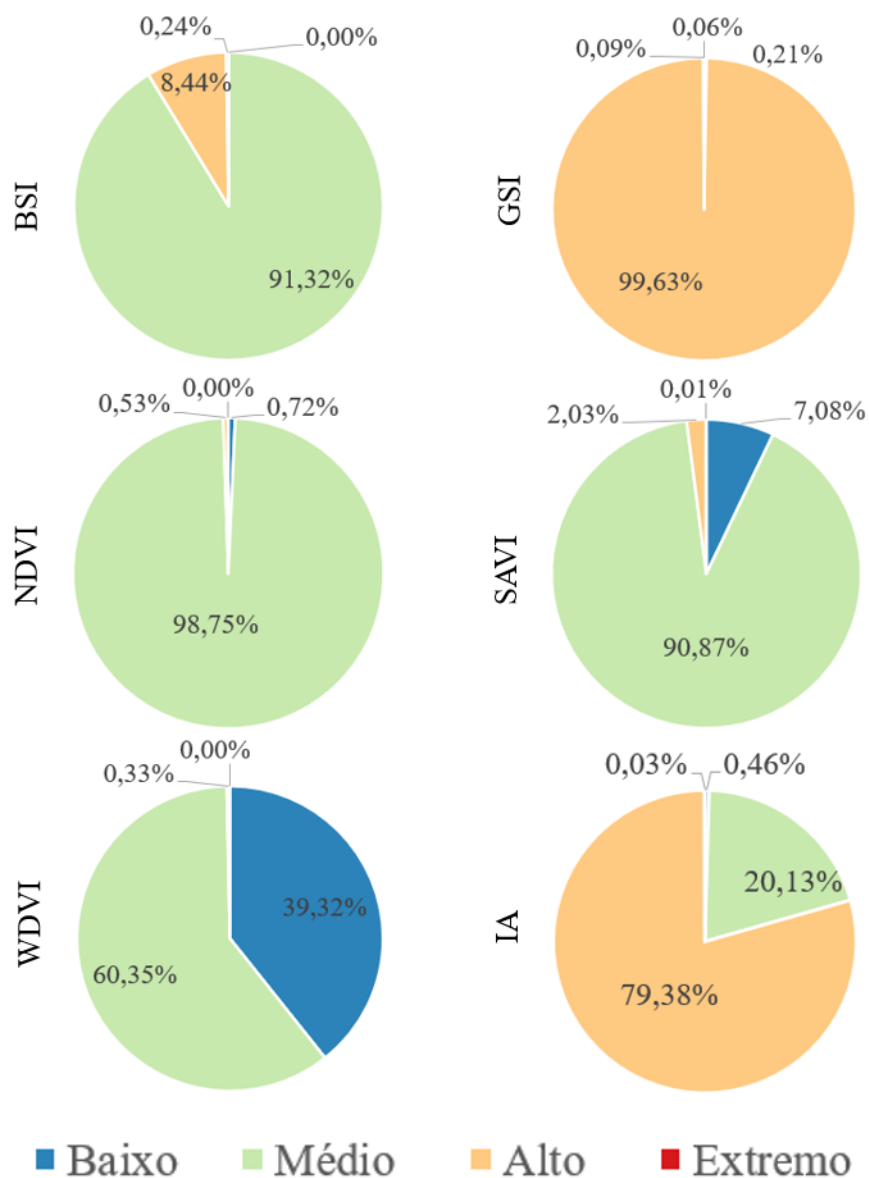


Figura 61: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a probabilidade à desertificação, classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

As Figuras 62 e 63 mostram, respectivamente, a espacialização e os gráficos dos índices de acordo com o cálculo de Theil-Sen, no período seco, classificado pelo método de intervalo igual com a tendência de desertificação (baixa, média, alta e extrema).

É possível observar que, dos IV, o SAVI e o WDV apresentaram mais áreas com classificação de baixa probabilidade à desertificação com, respectivamente, 1,34% e 0,71%. Porém, para os IV, a classificação de maior probabilidade à desertificação foi

do tipo médio, com mais de 98% da área, provável reflexo do IA base, conforme visto na Figura 49 do subitem 4.1.3.

Os IS apresentaram, predominantemente, a classificação de probabilidade à desertificação do tipo alto, BSI com 98,87% e GSI com 75,20%. Também foi identificado nos IS base, apresentados na Figura 46 do subitem 4.1.2, o resultado para o GSI com valores mais heterogêneos.

Diferente do que ocorreu no IA do período chuvoso para o método de classificação igual, o IA do período seco apresentou quase 65% da área com classificação do tipo baixa. Esse resultado também reflete a precipitação da sub-bacia Taperoá. Pode-se ver, na Figura 24 do subitem 3.3.4, os anos de 2005 e 1999 indicando, em especial, maior precipitação ao Leste, sendo classificado como baixo no cálculo de Theil-Sen.

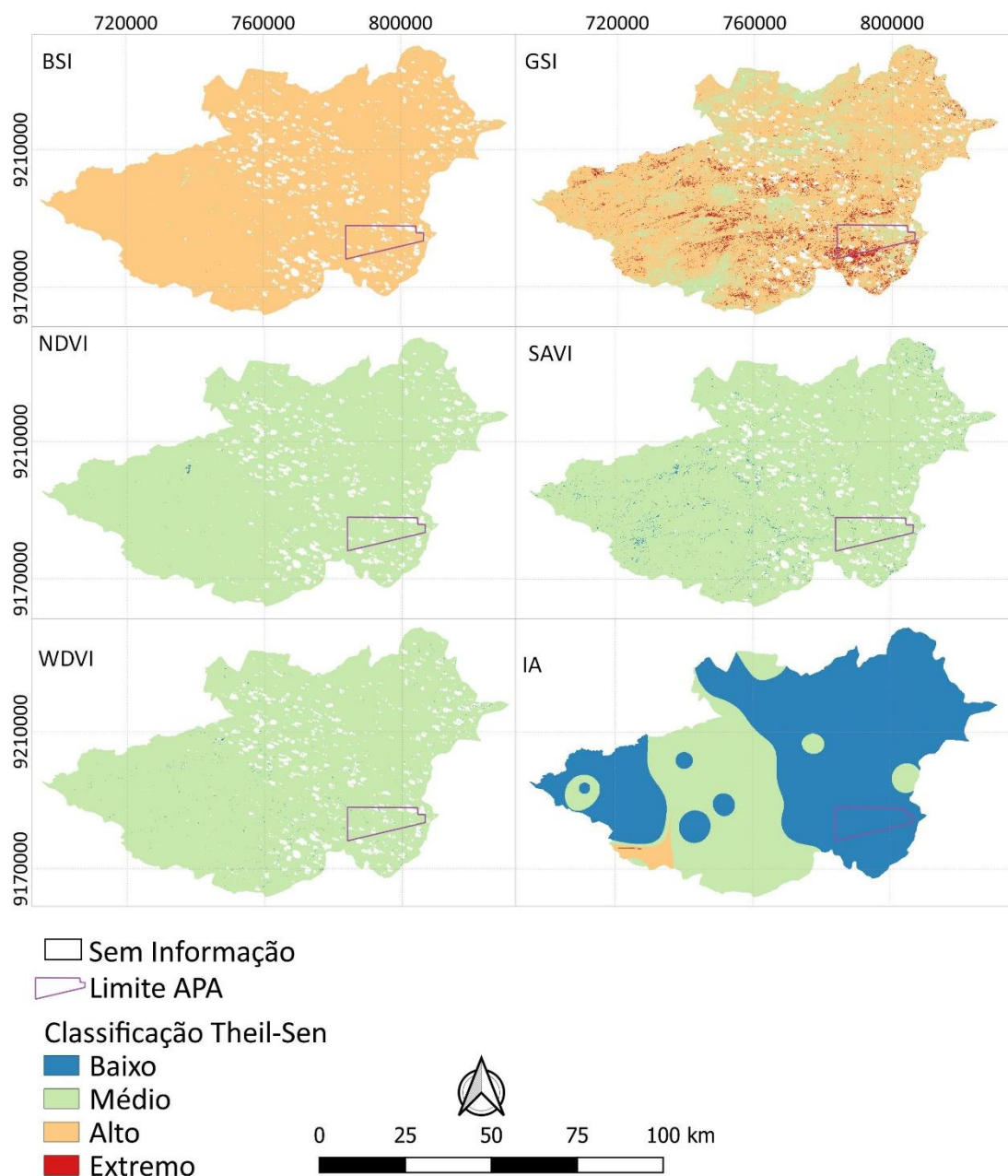


Figura 62: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo igual, distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo), para a sub-bacia Taperoá no período seco.

Fonte: Próprio autor.

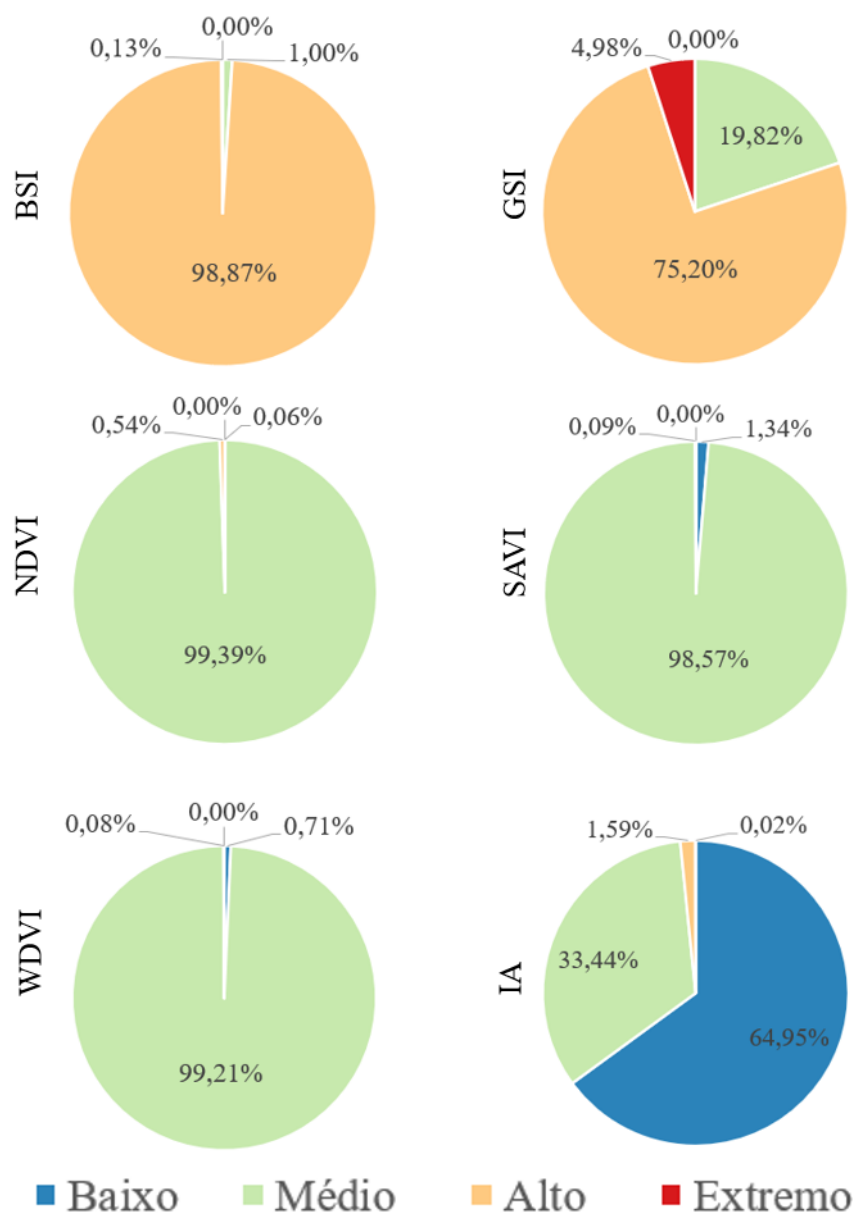


Figura 63: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.

Fonte: Próprio autor.

As Figuras 64 e 65 mostram a espacialização e o gráfico do cálculo de Theil-Sen para o IIH classificado pelo método igual. Como já mencionado anteriormente, esse é o único índice que não teve a aplicação sazonal. E devido à amplitude dos dados, também é o único com método de classificação aplicado apenas no intervalo igual.

O IIH apresentou, de forma bem homogênea, a classe do tipo alto de propensão à desertificação pelo cálculo de Theil-Sen, com mais de 95% da área. Esse resultado se mostra tendencioso, pois essa classe tem o valor 0 em seu intervalo. Algumas áreas pontuais ainda foram classificadas como extremo, 0,20%, ou seja, algumas áreas apresentaram maior densidade populacional. E Becerril-Piña et al. (2015), em seus

resultados, tiveram predominância na classe baixa, pois não encontraram valores negativos, talvez por ter uma população sempre crescente.

Pode-se observar, também, em manchas pontuais, algumas áreas na classe de nível médio, com 4,17%. Essas características das manchas pontuais correspondem a um decréscimo da densidade populacional nessas áreas, conforme já visto anteriormente na figura 52.

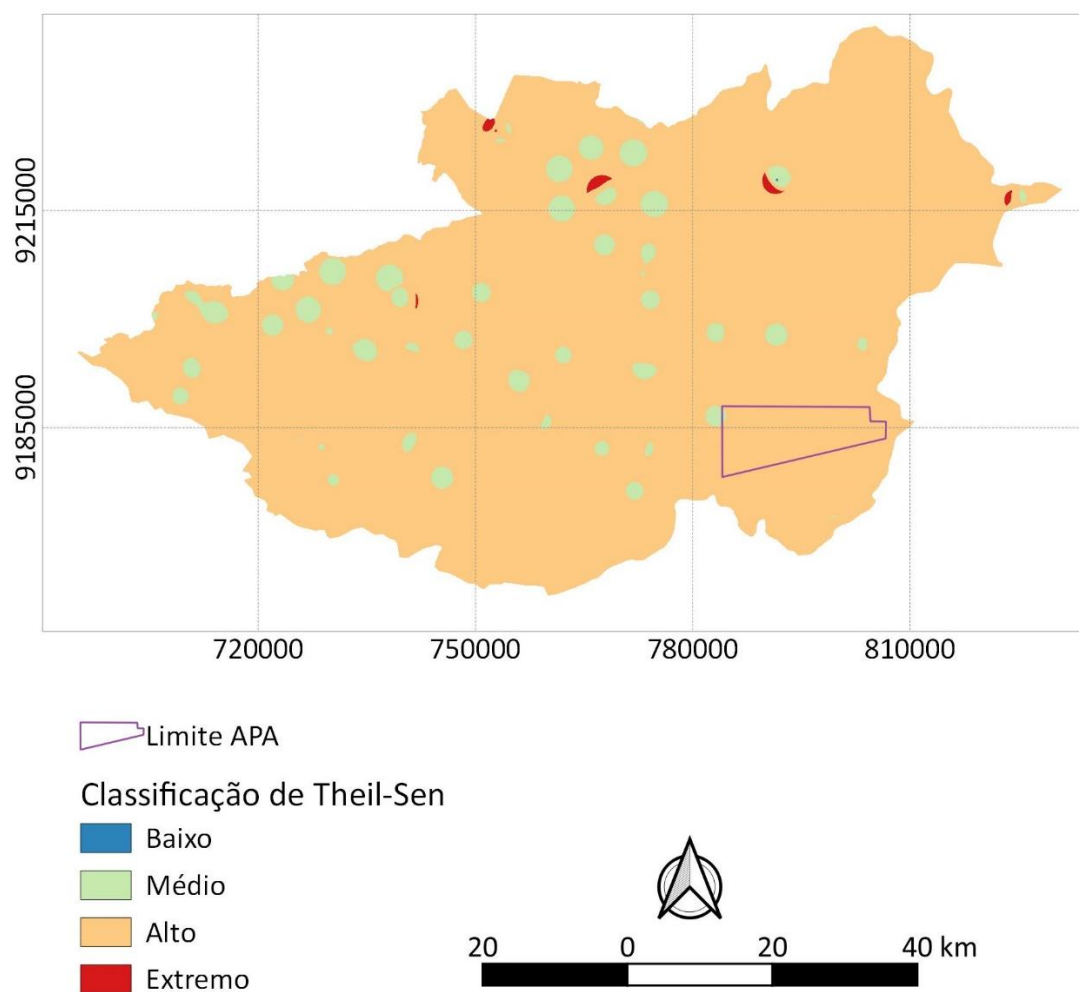


Figura 64: Cálculo de Theil-Sen do IIH quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá. Fonte: Próprio autor.

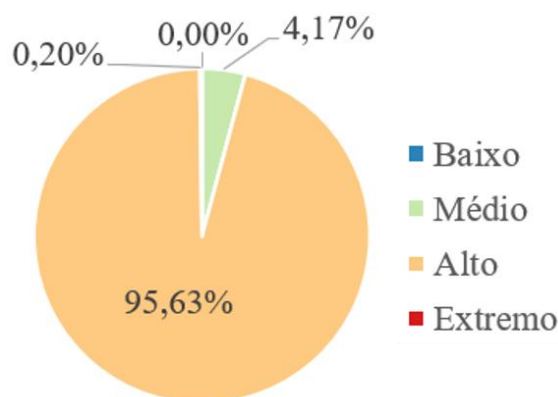


Figura 65: Cálculo de Theil-Sen do IIH quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo igual distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá. Fonte: Próprio autor.

Na Figura 66, mostra os mapas com intervalo do tipo quartil para o período chuvoso do cálculo de Theil-Sen, com as classes de tendência à desertificação por índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI, IIH e IHH) e, na Figura 67, os gráficos.

Para os IV do período chuvoso, as áreas classificadas como extrema foram muito inexpressivas, e as classes baixa, média e alta, em termos de percentuais, ficaram similarmente distribuídas com, aproximadamente, 30% em cada classe. Quanto à distribuição espacial no centro da sub-bacia Taperoá, as variações foram menores, o que pode ter sido reflexo do IA mostrado na Figura 49 do subitem 4.1.3, onde, nos anos de 1999 e 2015, foi apresentado valores mais altos nas extremidades.

Quando aplicado o intervalo do tipo igual no período chuvoso, o WDV mostrou classificação bem semelhante aos resultados dos quartis por IV. Isso indica que esse método distribui melhor os valores, pois, como visto no subitem 4.1.1, o comportamento entre os IV são semelhantes.

De forma similar, para o IS, embora tendo apresentado valores mais altos, variando entre as classes média, alta e extrema, no entorno da sub-bacia prevaleceu a classe extrema. O mesmo, de forma semelhante, ocorreu com os IV, sendo um provável reflexo do IA. Porém, a variação da degradação do solo do ano de 1995 para 2015 foi maior que da vegetação. Já no intervalo do tipo igual, não houve similaridades, pois, como já mencionado, a classificação foi bem homogênea.

O IA, assim como no IV, apresentou variação das classes: baixo, médio e alto. Isso se deu devido à diferença da precipitação. Pode-se notar que, como visto no subitem 3.3.4, o ano de 2015, na espacialização da precipitação, coincide com a classe

baixa. Na Figura 24 e no gráfico da Figura 26, vemos a grande variação da precipitação, sendo o ano de 2015 o de menor precipitação dentre os anos usados neste estudo.

Já ao considerar o método de intervalo igual, a classe baixa é identificada em algumas áreas. Nos IV e IA, no centro da sub-bacia, e estas mesmas áreas nos IS, são classificadas como média.

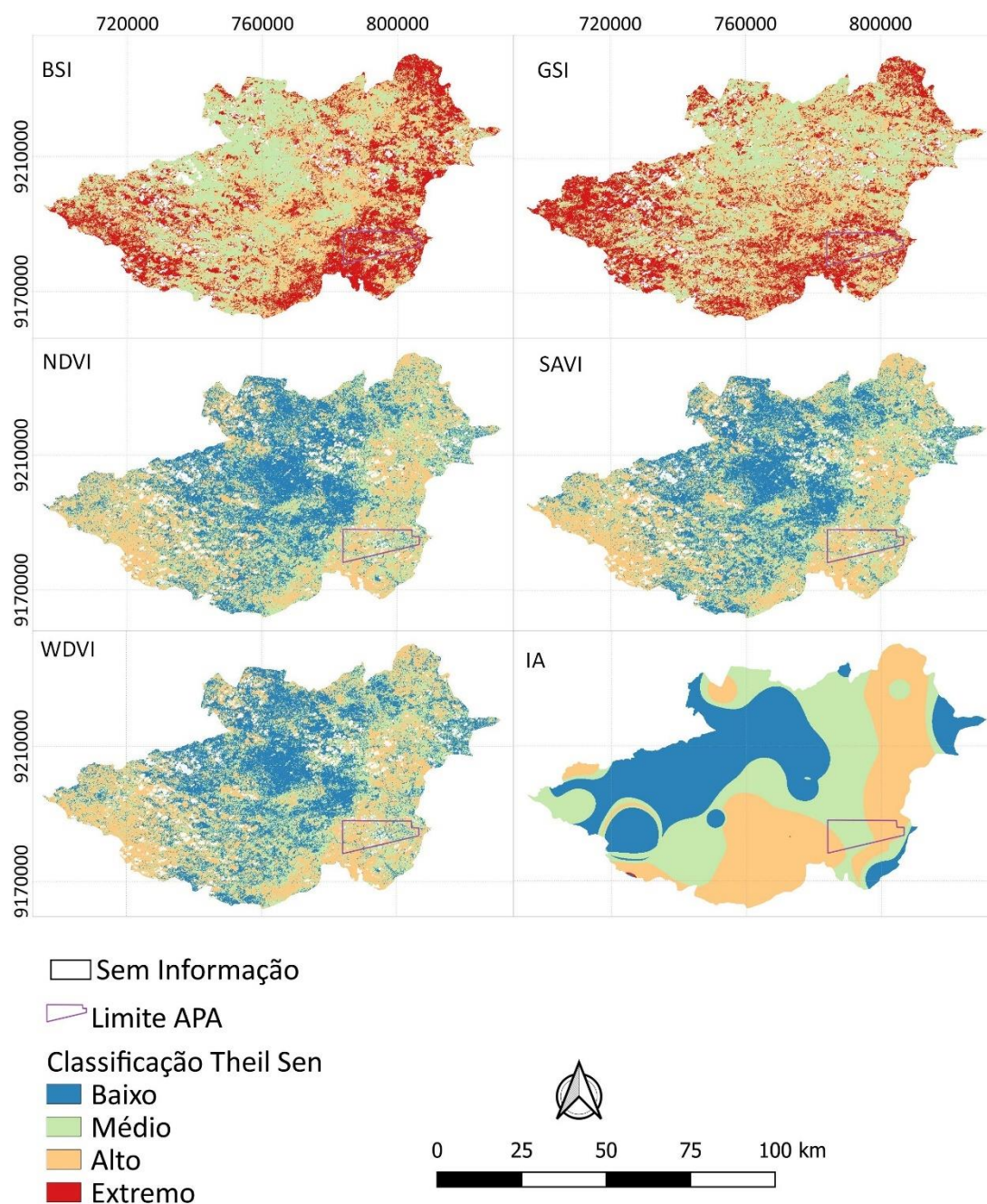


Figura 66: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação classificado pelo método de intervalo quartil, distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso.

Fonte: Próprio autor.

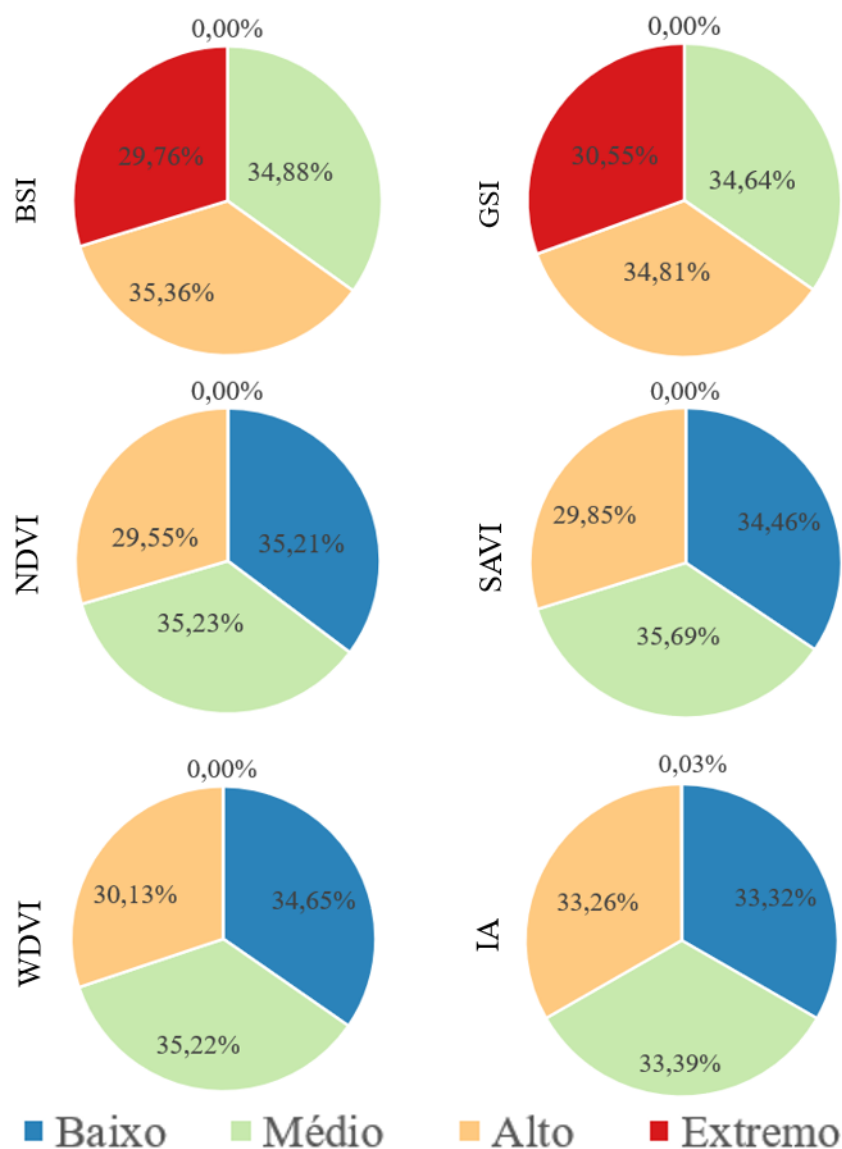


Figura 67: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto a probabilidade à desertificação classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período chuvoso.
Fonte: Próprio autor.

A Figura 68 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), e a Figura 69 mostra os respectivos gráficos. Nota-se que os percentuais de distribuição da área são bem semelhantes ao período chuvoso do método do intervalo quartil.

Assim como ocorreu com o intervalo pelo método quartil chuvoso no IV, a predominância foi das classes do tipo baixa, média e alta, onde os valores da classe alta predominaram mais a Oeste da sub-bacia Taperoá, assim como o valor do IA para essa região que, para os anos 2005 e 2015, foram muito próximos de 0. Diferente do que ocorreu com o intervalo igual, o resultado pelo método quartil foi mais heterogêneo.

O resultado para o IS no método quartil seco, assim como método quartil chuvoso, teve predominância das classes do tipo média, alta e extrema, apresentando também regiões com classificação igual, como, por exemplo, ao Sudeste da sub-bacia, que teve classe do tipo extrema como predominante. No GSI, pode-se notar um comportamento bem semelhante ao índice base, conforme mostrado na Figura 45 do subitem 4.1.2. O BSI e o GSI apresentaram algumas similaridades, representando mesmas classes ao Norte e Oeste.

O IA apresentou certa semelhança no intervalo quartil chuvoso na distribuição espacial com os resultados da precipitação da sub-bacia Taperoá, conforme a Figura 24 do subitem 3.3.4. Pôde-se notar isso, especialmente, nos anos de 2005 e 1999, que indicaram maior precipitação ao Leste.

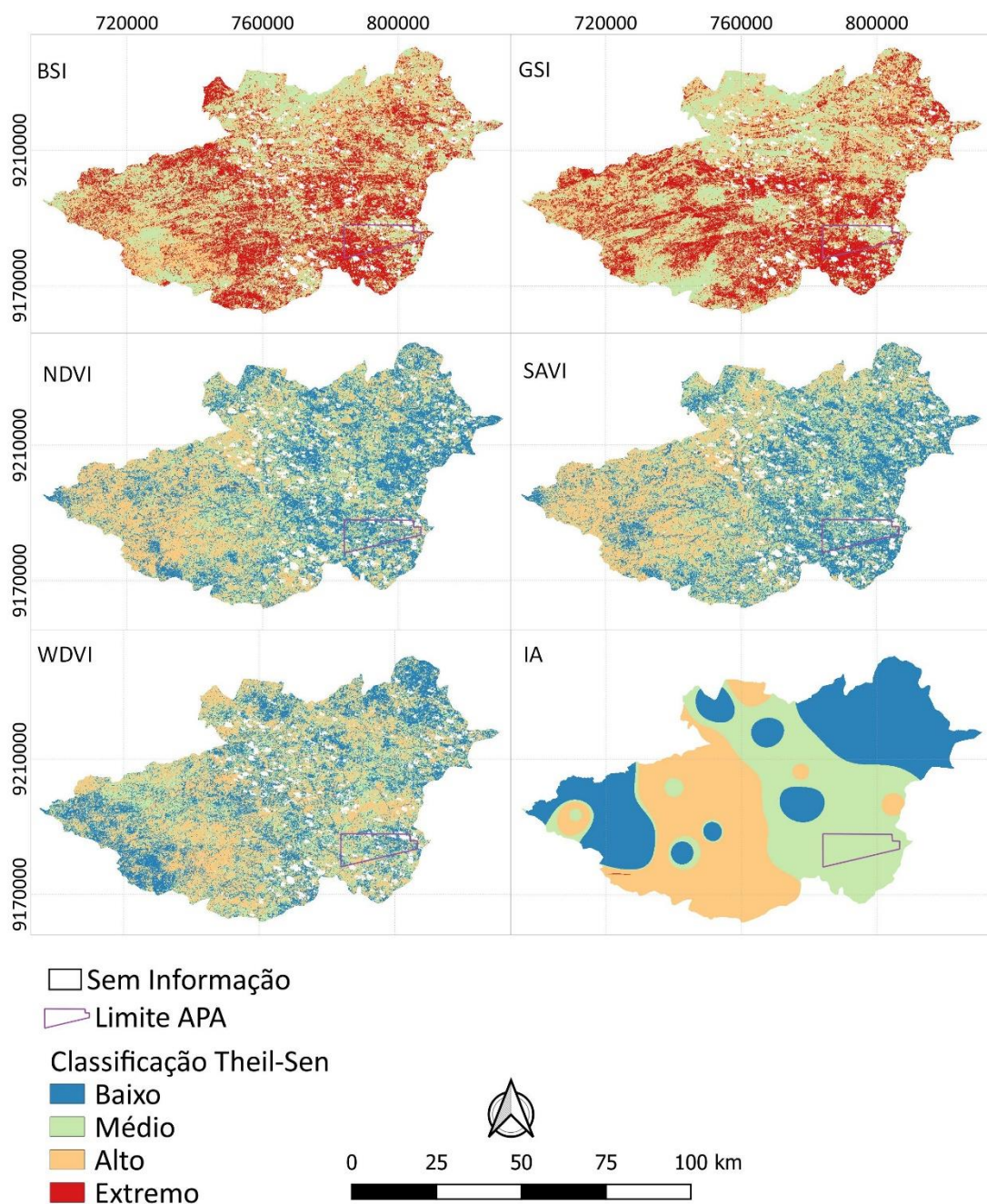


Figura 68: Cálculo de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.
Fonte: Próprio autor.

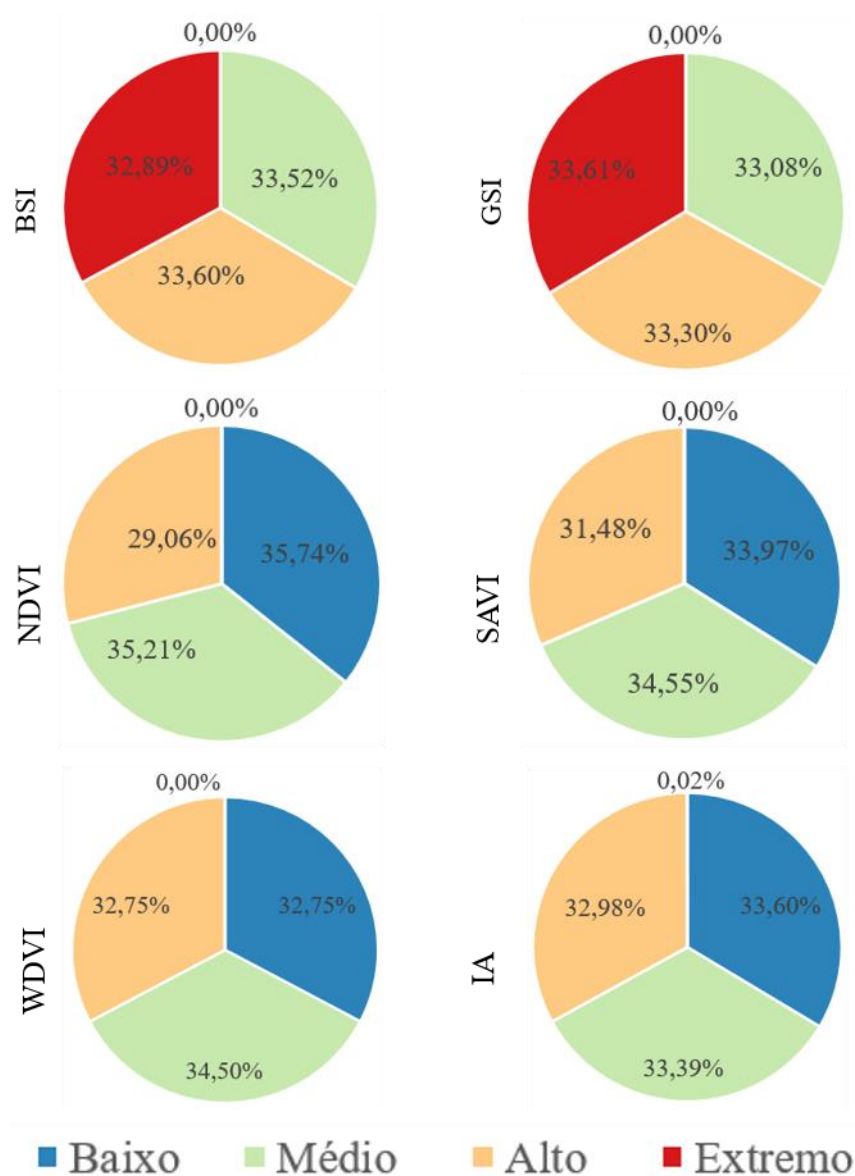


Figura 69: Gráficos de Theil-Sen de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI e IA) quanto à probabilidade de desertificação, classificado pelo método de intervalo quartil distribuído em quatro classes (baixo, médio, alto e extremo) para a sub-bacia Taperoá no período seco.

Fonte: Próprio autor.

4.3.2 Estimativa de Risco à Desertificação

Nas Figuras 70 e 71, mostram respectivamente, a distribuição espacial e os gráficos dos resultados da estimativa de risco à desertificação, segundo o cálculo do IRTD para período chuvoso e seco. Foram aplicados dois métodos de classificação, por intervalo do tipo quartil e igual, ambos distribuídos em quatro classes (baixa, média, alta e extrema).

Pode-se notar grande diferença nos resultados em relação ao tipo de método de distribuição empregado. Como existem outros tipos de método de distribuição, a seleção

de qual pode gerar melhores resultados para cada área pode ser um limitador da metodologia do IRTD.

No intervalo igual para o período chuvoso, predominou-se a classe do Índice de Risco de Tendência à Desertificação do tipo alto, com 83,40%, provável reflexo do resultado do cálculo de Theil-Sen, em especial do GSI. Já as áreas que se enquadraram na classe do tipo médio, com 16,33% da área, coincidem com o IA quando, no cálculo de Theil-Sen, apresentou-se a classe de tipo médio.

Já no método de intervalo igual para o período seco, pode-se ver que, em termos de percentual de área, os valores são bem semelhantes ao intervalo do método igual para o período chuvoso, se diferenciando um pouco na espacialização.

Para o método do intervalo quartil, diferente do método do intervalo igual, teve maior percentuais das áreas classificadas pela classe alta e extrema, aproximadamente 52% das áreas foram distribuídas nessas duas classes, seja no período seco ou chuvoso. E a distribuição espacial também se mostrou mais heterogênea, permitindo identificar melhor as áreas com maior criticidade, consequência do método de intervalo aplicado.

O método para intervalo quartil no período chuvoso mostra algumas manchas ao Norte com a classe baixa, representando apenas 0,58% da área, se assemelhando com o resultado do cálculo de Theil-Sen para IIIH que, nessas áreas, foram classificadas como médio. Assim também como nos IV, onde a mesma região foi classificada como classe baixa para IA. Já na borda da sub-bacia Taperoá, prevalece a classificação do tipo extremo, com 32,82%. Isso é reflexo dos IS com classificação do tipo extremo e, nos IV, a mesma região classificada como classe alta. Ao Leste, pode-se ver também a influência do IA classificando a área como baixa no IRTD e, ao mesmo tempo, para o IA, foi classificada como baixo.

No intervalo quartil para o período seco, a predominância das classes também se assemelhou ao resultado de Theil-Sen para os IS, com classes do tipo média, 45,64% da área total, e extrema, 27,98%. 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.

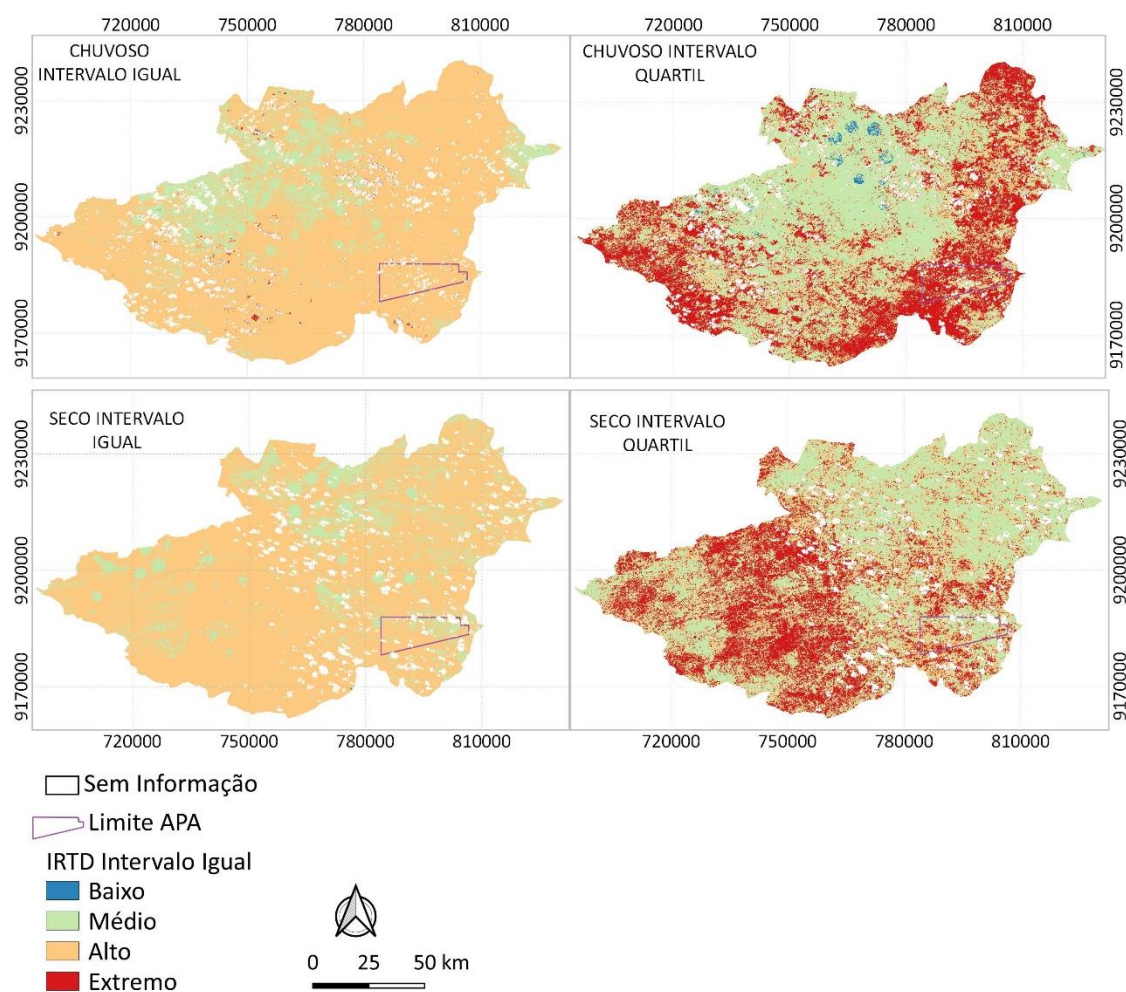


Figura 70: Índice de Risco de Tendência à Desertificação da sub-bacia Taperoá no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.
Fonte: Próprio autor.

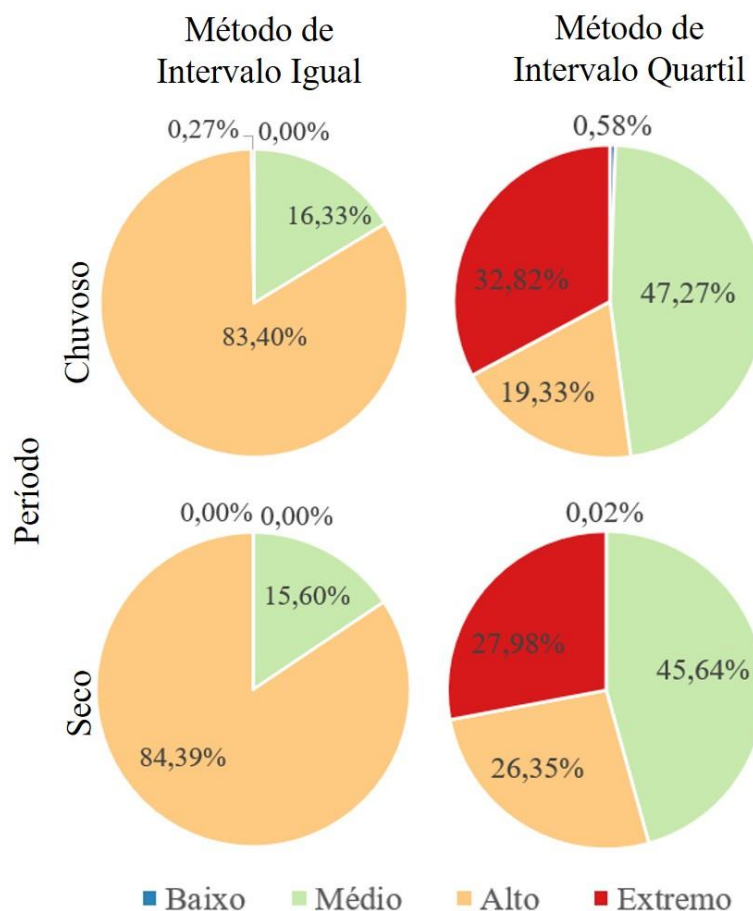


Figura 71: Gráfico dos Índice de Risco de Tendência à Desertificação da sub-bacia Taperoá no período chuvoso e seco classificado pelo método de intervalo igual e quartil.
Fonte: Próprio autor.

Na Figura 72, mostra-se a espacialização e, na Figura 73, os gráficos resultantes do IRTD para os períodos chuvoso e seco, intervalo do tipo igual e quartil na 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. Já na Figura 65, foi possível observar que a área da APA, apesar de ser uma área de preservação, mostra-se ter as características da sub-bacia, permitindo a representação dela.

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, com 1,11% de regiões da 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 0,10% 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, 23,25% 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 IIH 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 área. A região que foi classificada como médio, 10,80%, 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.

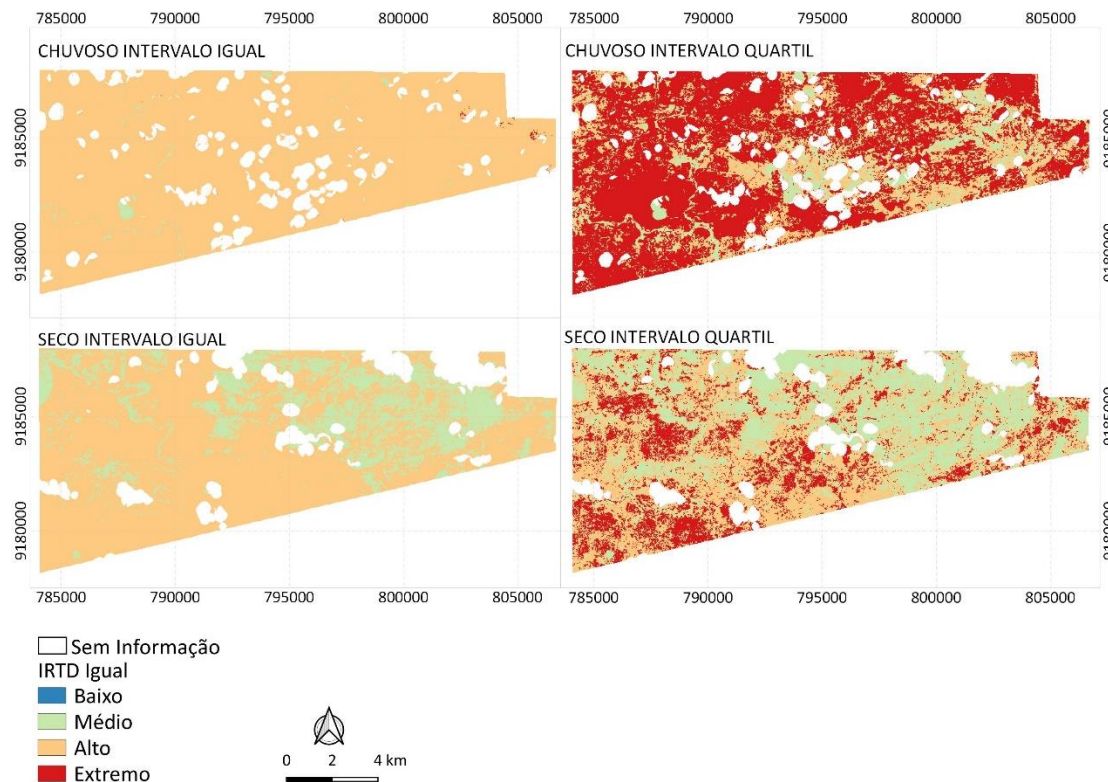


Figura 72: Índice de Risco de Tendência à Desertificação da APA no período chuvoso e seco, classificado pelo método de intervalo igual e quartil.

Fonte: Próprio autor.

Para o intervalo quartil seco, a predominância foi dos valores altos com 32,65%. Na parte Leste e central da APA, os resultados da classe de tipo médio, total de 47,10%. A classe tipo médio possivelmente é reflexo dos IS que, nessa área, no cálculo de Theil-Sen, em geral, apresentaram como resultado a classe de tipo médio e, da mesma forma, os IV ao mesmo tempo na classe de tipo baixo. E a predominância na classe de tipo extremo, 20,25%, é resultado dos IS, com a classe tipo alto no cálculo de Theil-Sen dos IV, em especial o WDV. E, assim como ocorreu no método quartil chuvoso, a classe de tipo alto, com 32,65%, é reflexo do cálculo de Theil-Sen dos IS que apresentaram a classe de tipo alto e, nos IV, médio.

Foi possível notar em todas as análises que o IS foi determinante para decidir em qual classe a região iria se localizar.

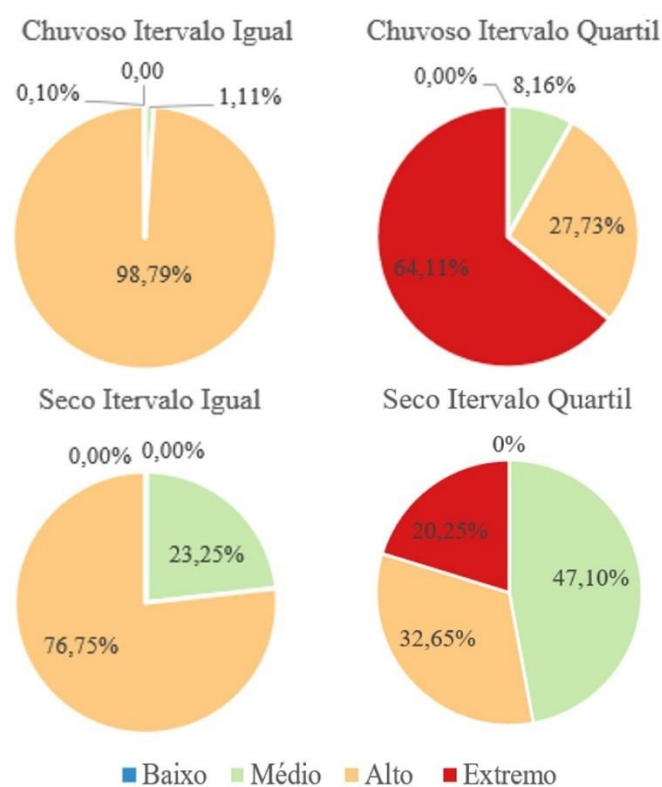


Figura 73: Gráficos dos percentuais da área da APA de acordo com Índice de Risco de Tendência à Desertificação, classificados pelo método de intervalo igual e quartil para período chuvoso e seco.

Fonte: Próprio autor.

4.3.3 Avaliação do risco à desertificação com dados de campo

Nesta sessão, são apresentadas as análises para avaliar a estimativa de risco à desertificação, comparando o dado estimado, que é o derivado do cálculo do IRTD, e o dado observado que foi coletado em campo.

A Figura 74 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 “desertificado”, quando ocorreu a desertificação, e como “não desertificado”, quando não ocorreu a desertificação, segundo o levantamento de campo, conforme abordado na tabela 7.

Através da espacialização, pode-se notar que os dados de acordo com período sazonal apresentaram resultados semelhantes, apesar de usarem métodos de classificação distintos. Embora o período seco pareça mais tendencioso à desertificação devido às características climáticas naturais da região, onde a paisagem fica mais uniforme pelo aspecto seco, com solo nu, vegetação espaçada e baixa, esse período apresentou maior quantidade de áreas onde não ocorreu tendência à desertificação.

Já o período chuvoso, ao se realizar a reclassificação para identificar as áreas de ocorrência, ou não, à desertificação, tanto no intervalo igual como no quartil, apresentou maior quantidade de área com tendência à desertificação, apesar de a característica da região apresentar maior quantidade de rebrota da vegetação. As exceções de áreas sem tendência a desertificação ocorreram nas áreas ribeirinhas e bordas de lajedos, possivelmente por causa da precipitação, pois a resposta da vegetação nessas áreas foi muito mais representativa do que nas outras regiões, pois tanto no período seco como no chuvoso é possível identificá-las, ou seja independente da sazonalidade são áreas vegetadas, já nas outras áreas apresenta densidade vegetativa por rebrota.

No intervalo pelo método quartil chuvoso, 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 chuvoso com intervalo igual. Porém, classificou-se uma quantidade maior de áreas sem tendência à desertificação, o que se nota especialmente ao Noroeste da APA, como já observado no IRTD. Essas áreas sem tendência à desertificação, localizadas em situações particulares, onde a cobertura vegetal está mais presente: bordas de lajedos, Serra do Caruá e algumas áreas ribeirinhas. Possível influência dominante do WDV e BSI.

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 18 mostra os resultados dos índices de performance para as quatro situações, os métodos de distribuição (igual e quartil) e o período (seco e chuvoso).

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 74, a distribuição espacial dos dados mostrou os mapas do intervalo igual, homogêneos, com tendência à desertificação.

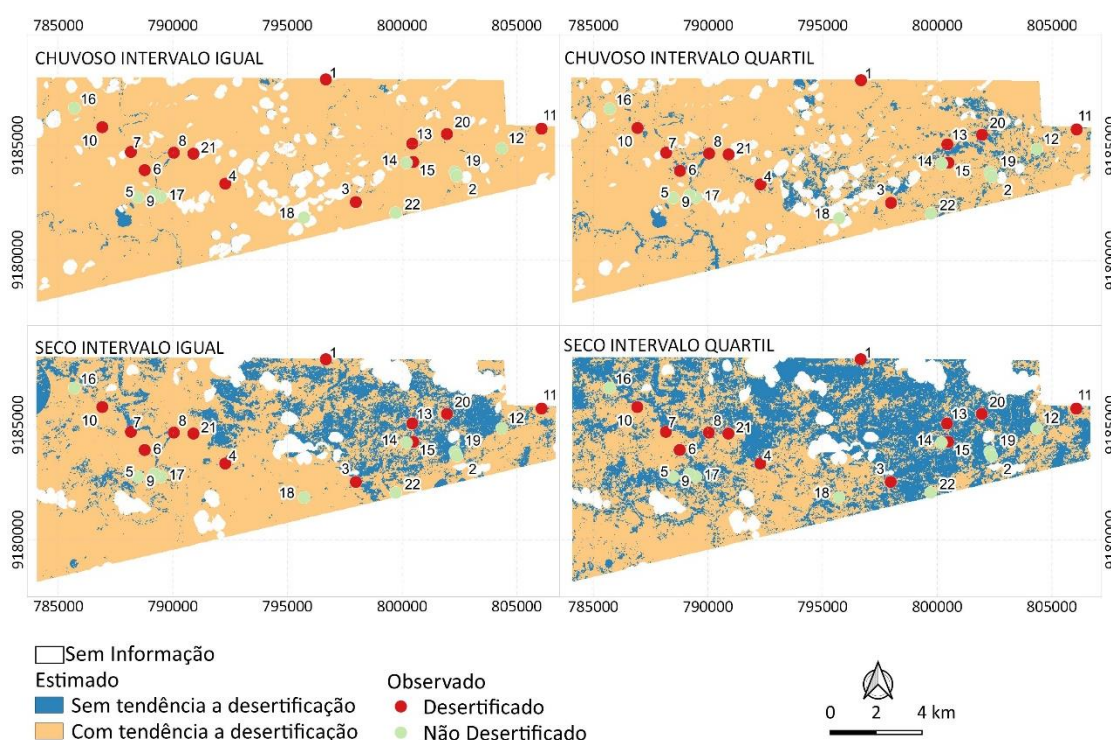


Figura 74: Índice de Risco de Tendência à Desertificação pelos métodos de intervalo igual e quartil para os períodos chuvoso e seco, com a classificação de tendência e sem tendência à desertificação, e a primeira amostra dos pontos observados em campo e sua classificação (não desertificado e desertificado) com 22 pontos.

Fonte: Próprio autor.

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 a outras situações. Embora, como visto na Figura 74, ele apresentasse uma distribuição espacial semelhante ao intervalo quartil igual seco, os valores do POD foram bem 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.

Já no intervalo quartil no período seco, foi demonstrada boa performance também nas outras métricas, como no PFD (0,20) e FAR (0,18), sendo um indicativo de falsa detecção, ou seja, falso positivo. O BIAS (0,92) apresentou uma pequena subestimação, enquanto foi superestimando nas outras situações.

O intervalo quartil no período seco também teve melhor performance no ISC (0,64) e PC (0,77), tendo 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.

Tabela 18: 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	1,66
Intervalo Quartil Chuvoso	0,50	0,42	0,66	0,70	0,47	1,25
Intervalo Quartil Seco	0,77	0,64	0,75	0,20	0,18	0,92

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 75 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 in loco. 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, com parâmetro do SAVI de 0,8 e 0,9, e os 22 pontos coletados em campo classificados como desertificado quando ocorreu a desertificação, e como não desertificado quando não ocorreu a desertificação.

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 expressivas quando comparado ao SAVI com parâmetro de valor 1.

Para o SAVI com parâmetro $L = 0,8$, dos 22 pontos, 16 foram acertados quanto a identificar a ocorrência, ou não ocorrência, de desertificação. Já o SAVI com parâmetro $L = 0,9$ teve um total de 17 pontos identificados de forma correta em relação à ocorrência ou não do fenômeno.

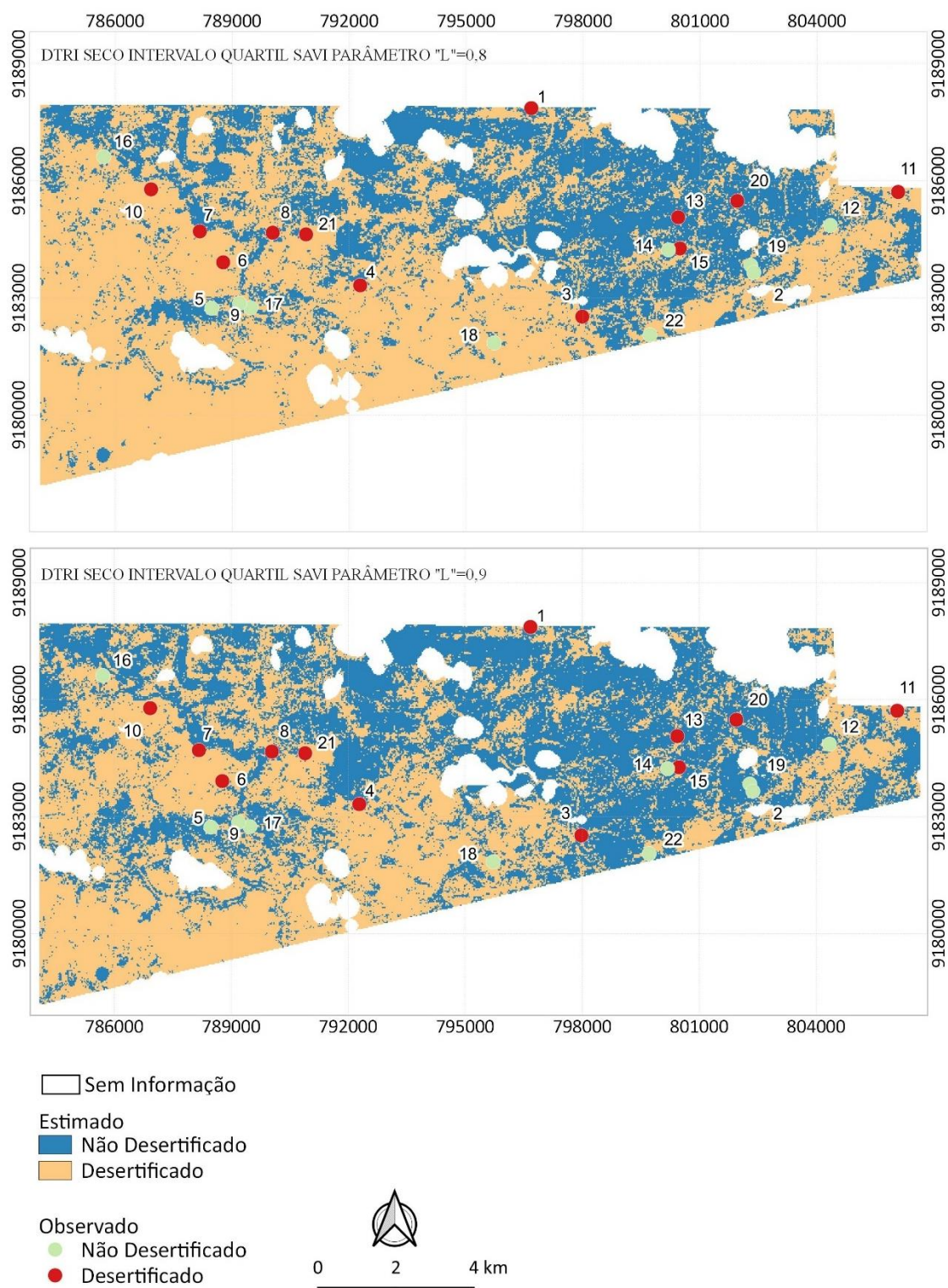


Figura 75: Índice de Risco de Tendência à Desertificação pelo método de intervalo quartil para o período seco, com parâmetro $L = 0,8$ e $0,9$ do SAVI, com a classificação de tendência ou não à desertificação e a primeira amostra dos pontos observados em campo com sua classificação (não desertificado e desertificado) com 22 pontos.

Fonte: Próprio autor.

No mapa com o parâmetro de SAVI igual a $0,9$, dos pontos que apresentaram falso negativo, o ponto 16 está inserido em uma área que, ao seu redor, existe uma grande quantidade de pixels com observações que indicam desertificação, mas tem um

pixel ao lado do ponto que indica a não ocorrência do fenômeno. Isso talvez possa ter acontecido por um deslocamento de ponto, algo similar a um ponto falso positivo 21, que está inserido em uma área estimada desertificada, identificada em campo como uma área de catingueira morta. Mas tem o pixel ao lado identificado como não ocorrência do fenômeno, diferente dos pontos 12 e 13, que estão em áreas bem caracterizadas na imagem.

No parâmetro SAVI 0,8, além dos mesmos pontos 12 e 13 com aspectos iguais do SAVI 0,9, também houve superestimação nos pontos 9 e 17, e ambos se encontram em áreas com arredores correspondentes ao valor observado de não ocorrência do fenômeno.

Na Tabela 19, 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 quando aplicado 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) do 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 19: 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

Os gráficos na Figura 76 mostram o percentual das áreas identificadas com ocorrência, ou não, à desertificação, quando usado o parâmetro L = 0,8, L = 0,9 e L = 1 na APA. Pode-se notar que, quando aplicado o SAVI 0,8, foi apresentado maior

percentual de tendência à desertificação, quase 10% a mais do que quando se usa os parâmetros SAVI 0,9 e 1.

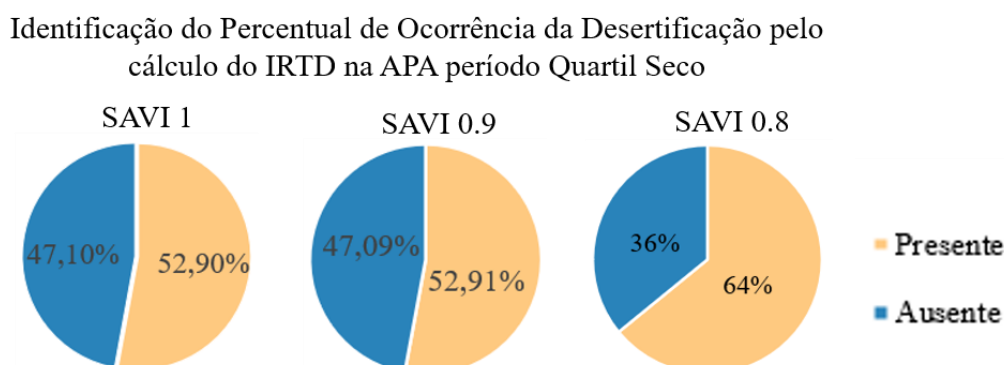


Figura 76: Gráficos dos percentuais da quantidade de presença ou ausência da desertificação para três variações do parâmetro “L” do SAVI, consecutivamente: 1, 0,9 e 0,8.

Fonte: Próprio autor.

Medidas de desempenho do total de pontos observados e o IRTD, intervalo quartil, período seco, com parâmetro do SAVI igual a 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 77, 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 20 mostra os índices de desempenho. 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 do PFD (0,19), que está

relacionado à quantidade de falsos negativos, teve uma melhora no desempenho, o que indica que houve menor quantidade de áreas com resultado camuflado quanto à não detecção.

Tabela 20: 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	0,61	0,73	0,190	0,200	0,91

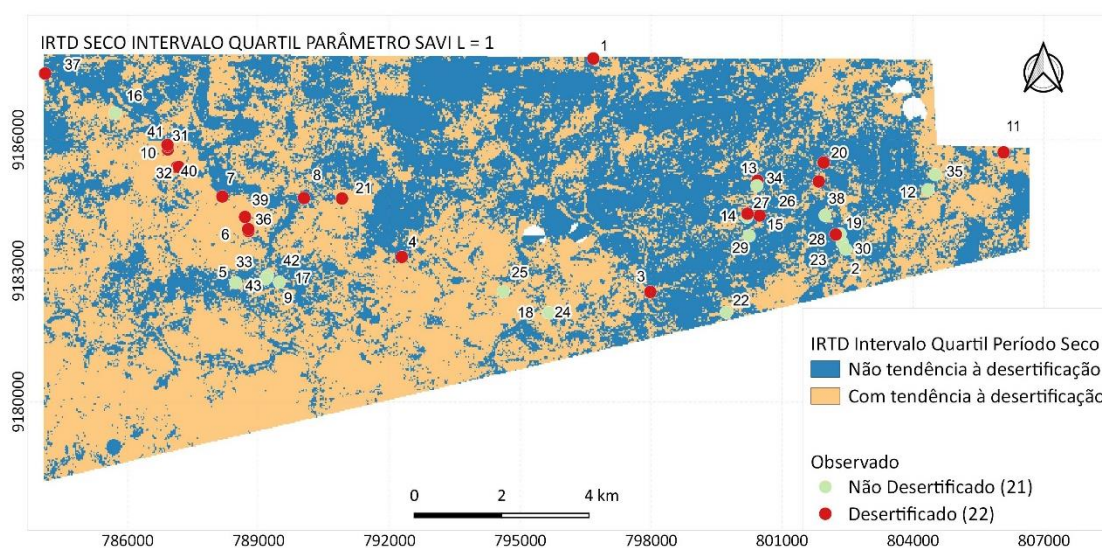


Figura 77: Dado estimado, o IRTD no período seco com intervalo do tipo quartil, parâmetro $L = 1$ do SAVI, e o total de dados observados em campo. Ambos classificados com a ocorrência, ou não, do fenômeno.

Fonte: Próprio autor.

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.

No **Apêndice 1**, mostra-se a tabela com os valores dos pixels que coincidem com os pontos observados, coletados em campo. 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 78, é possível identificar a força motriz entre os índices aplicados na metodologia (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI, IIR 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 GSI.

Dos índices de vegetação, o WDV 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 WDV apresentou classificação alta.

Dessa forma, o BSI 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.

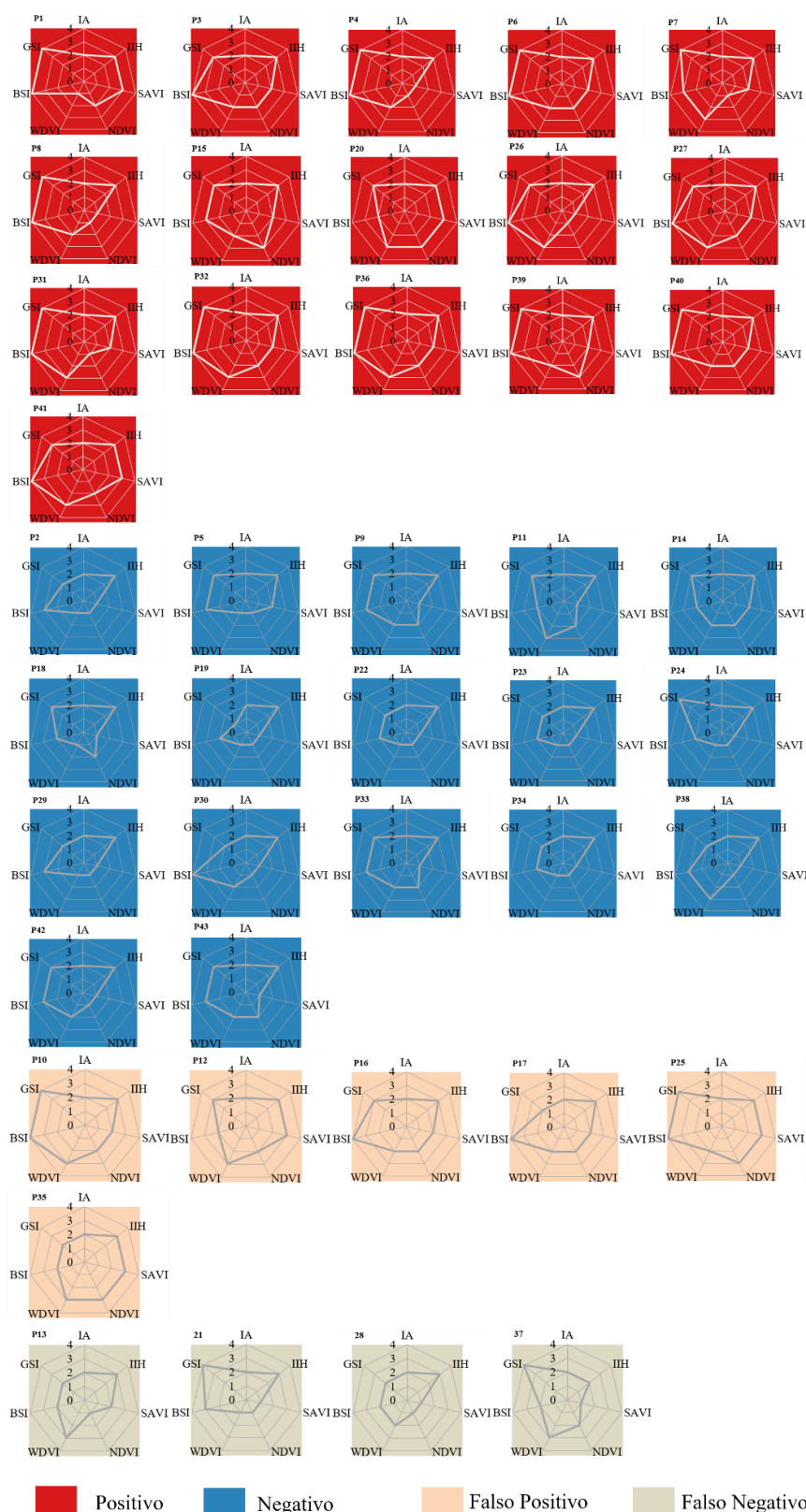


Figura 78: Gráficos da força motriz quantificando as classes: baixo (1), médio (2), alto (3) e extremo (4), dos valores de cada índice (NDVI, SAVI, WDV, BSI, GSI, IA e IIH) estimados pelo IRTD e a observação de campo, quando houve ocorrência de desertificação em relação aos dados observados (positivo), quando não houve ocorrência de desertificação (negativo), quando a ocorrência de desertificação foi estimada pelo cálculo IRTD e não observada em campo (falso positivo) e quando não foi estimada pelo cálculo IRTD, mas observada em campo (falso negativo).

Fonte: Próprio autor.

5– CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1. 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 identificação das áreas com vegetação baixa e espaçada em relação aos outros índices, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI). Isso se dá porque no WDVI é feita uma correção para atenuar a umidade e brilho do solo, o que mostrou ser um diferencial na região aplicada.

Na Análise do Vetor de Mudança (AVM), que possibilita a análise e a avaliação da mudança da cobertura do solo ao longo do tempo através de várias imagens analisadas simultaneamente, ficou claro que é importante que seja feita uma avaliação por períodos curtos e longos para um melhor monitoramento, pois foi observado que as combinações de períodos mais curtos e mais longo confirmam a classificação de determinadas áreas que persistem em uma mesma classe durante todo o período e combinações de anos.

Assim como mencionaram Rahman e Mesev (2019), neste trabalho também se conclui que a sazonalidade muda totalmente os resultados da AVM. Devido ao semiárido apresentar longos períodos de estiagem, e nesses períodos a paisagem se torna mais homogênea, árvores sem folhas, com aspecto de floresta seca, a AVM apresentou resultados mais semelhantes para esse período. Para o período chuvoso, representou, de forma mais definida, as respectivas classificações entre os anos estudados, identificando as classes com algum grau de degradação, ou sem variação.

A metodologia proposta por Becerril-Piña et al. (2015) tem duas frentes: a AVM para identificar as áreas degradadas e 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 é aplicada, pois pode se adaptar de acordo com os dados 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 a região, pois envolve ajustes que interferem nos resultados e sucesso do método. Para a sub-bacia Taperoá, conclui-se que o método que proporcionou resultados mais satisfatórios foi o de intervalo quartil aplicado no período seco.

Diferente do que ocorreu com a AVM, que teve melhor classificação das áreas em processo de degradação quando aplicado o método no período chuvoso, devido à sua sensibilidade quanto à umidade, o IRTD teve melhor desempenho no período seco, conforme o levantamento dos dados de campo. Ou seja, o melhor resultado vai depender da sazonalidade e da metodologia, mesmo quando houver objetivos similares.

A variação no parâmetro L do SAVI, para um valor abaixo de 1 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, Zhou e Chang (2018), tenham adotado para região semiárida valores do parâmetro L do SAVI menores que 1 e encontrado bons resultados.

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 solo exposto. Assim, foi possível identificar as regiões com tendência à desertificação.

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 WDV foi o que apresentou maior peso diante do SAVI e NDVI, ou seja, o WDV, 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.

O procedimento para obter o dado antrópico, Índice de Impacto Humano (IIH), não foi baseado no centroide dos municípios, conforme comumente encontrado na literatura, mas prezou por uma espacialização populacional mais coerente, adotando como localização a população por setores censitários, urbanos e rurais. Então, foi aplicado o método de Kernel (PARZEN, 1962) e os resultados foram tratados para manter a população total dentro de cada município, permanecendo, dessa forma, a concentração espacial populacional de forma mais coesa dentro de cada município.

Em suma, de acordo com o IRTD, quase 30% da área da sub-bacia Taperoá está em estágio extremo de desertificação, e 26,19% 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 a classe extrema também teve sua distribuição espacial fortemente influenciada pelo índice de aridez.

5.2 RECOMENDAÇÕES

Como recomendações para futuras pesquisas, sugere-se:

- ✓ Testar o WDVÍ para o AVM, variando também o IS;
- ✓ Aprimorar a metodologia adotada para distribuição populacional, estudando melhor qual raio aplicar;
- ✓ Utilizar uma escala temporal e espacial maior, com mais dados coletados em campo, e testar para validação imagens de melhor resolução espacial, fazendo maior detalhamento da caracterização física da área;
- ✓ Inferir novos índices relacionados à influência das atividades antrópicas;
- ✓ Comparar os resultados da metodologia aplicada com outras metodologias que busquem identificar regiões propensas à desertificação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AB'SABER, Aziz. **Dossiê nordeste seco nordeste sertanejo: a região semiárida mais povoada do mundo**. Revista Eletrônica Estudos Avançados, v. 13, n. 36, 1999.
- ALBALAWI, Eman K.; LALIT, Kumar. **Using remote sensing technology to detect, model and map desertification: A review**. Journal of Food, Agriculture & Environment. Volume 11 Issue 2, p. 791-797, 2013.
- 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.
- ALVES, M. R; DEMATTÊ, J.A. M.; BARROS, P. P. S. **Multiple geotechnological tools applied to digital mapping of tropical soils**. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 39, n. 5, p. 1261-1274, 2015.
- AMARAL, Silvana; MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; QUINTANILHA, J. A. **Interpoladores Espaciais para Geração de Superfícies de Densidade Populacional na Amazônia Brasileira: problemas e perspectivas**. Simpósio Brasileiro de Geoinformática, IV, p. 73-82, 2002.
- 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.
- ARMAŞ, A; MAN, E. T., BEILICCI, R. F., MAZĂRE, V., CUZIC, O. S.; ŞMULEAC, A. **Land degradation: from dryness to desertification**. Research Journal of Agricultural Science, v. 48, n. 1, 2016.
- AYDOĞAN, B.; AYAT, B. **Spatial variability of long-term trends of significant wave heights in the Black Sea**. Applied Ocean Research, v. 79, p. 20-35, 2018.
- 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.
- BANDYOPADHYAY, N.; SAHA, A. K. **A comparative analysis of four drought indices using geospatial data in Gujarat, India**. Arabian Journal of Geosciences, v. 9, n. 5, p. 341, 2016.
- BARBOSA, B.; COSTA, J.; FERNANDO, A. L.; PAPAOGLOU, E. G. **Wastewater reuse for fiber crops cultivation as a strategy to mitigate desertification**. Industrial Crops and Products, v. 68, p. 17-23, 2015.
- BARBOSA, H. A. **Mudança e uso do solo no Bioma Caatinga: Sistema de monitoramento por satélite. Aplicações ambientais brasileiras de geoprocessamento e sensoriamento remoto**. Campina Grande: EDUEFCG, 2013.
- BARBOSA, H. A.; HUETE, A. R.; BAETHGEN, W. E. **A 20-year study of NDVI variability over the Northeast Region of Brazil**. Journal of arid environments, v. 67, n. 2, p. 288-307, 2006.
- 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. Volume 120, p 4-13, 2015.
- BEZERRA, J. M; SILVA, P. C. M.; MORAIS, C. T. S. L.; BATISTA, R. O. et al. **Utilização de geotecnologias na determinação de áreas susceptíveis a desertificação no estado do Rio Grande do Norte**. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 4, n. 3, p. 572-589, 2011.
- 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. **CONHECENDO O PAN-Brasil: Programa de ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca**. Brasília, DF: Ministério do Meio ambiente. Secretaria de recursos Hídricos, 32p. 2006.

BRASIL, PAN. **Programa de ação nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca**. PAN-Brasil. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2004.

BRASIL. LEI Nº 13.153, DE 30 DE JULHO DE 2015. **Institui a Política Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca e seus instrumentos; prevê a criação da Comissão Nacional de Combate à Desertificação; e dá outras providências**. Brasília, 2015.

BRASIL. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. Secretaria de Recursos Hídricos. **Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca**. 2005.

CAMPOS, J. N. B. **Secas e políticas públicas no semiárido: ideias, pensadores e períodos**. Estudos avançados, v. 28, n. 82, p. 65-88, 2014.

CANTÚ, M. P. BECKER, A.; BEDANO, J. C.; SCHIAVO, H. F. **Soil quality evaluation using indicators and indices**. Ciencia del suelo, v. 25, n. 2, p. 173-178, 2007.

CAO, Xin; 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.

CARUSO, G. et al. **High-resolution imagery acquired from an unmanned platform to estimate biophysical and geometrical parameters of olive trees under different irrigation regimes**. PloS one, v. 14, n. 1, p. e0210804, 2019.

CARVALHO JÚNIOR, O. A.; GUIMARÃES, R. F.; GILLESPIE, A. R.; SILVA, N. C.; GOMES, R. A. **A new approach to change vector analysis using distance and similarity measures**. Remote Sensing, v. 3, n. 11, p. 2473-2493, 2011.

CASANOVA, D.; EPEMA, G. F.; GOUDRIAAN, J. **Monitoring rice reflectance at field level for estimating biomass and LAI**. Field Crops Research, v. 55, n. 1-2, p. 83-92, 1998.

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. Volume: 139, p. 232 – 240, 2016.

CHAVEZ, P. S. JR, 1996, **Image-based atmospheric corrections—revisited and improved**. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 62, 1025–1036.

CHEN, W. et al. **Shrub biomass estimation in semi-arid sandland ecosystem based on remote sensing technology**. Global Ecology and Conservation, v. 16, p. e00479, 2018.

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.

COLLADO, A. D.; CHUVIECO, E.; CAMARASA, A. **Satellite remote sensing analysis to monitor desertification processes in the crop-rangeland boundary of Argentina**. Journal of Arid Environments, v. 52, n. 1, p. 121-133, 2002.

CONFALONIERE, U. E. C. et al. **Social, environmental and health vulnerability to climate change in the Brazilian Northeastern Region**. Climatic Change. Volume 127 Issue 1, p 123-137, 2015.

CONFALONIERI, 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, n. 1, p. 123-137, 2014.

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.

CORDÃO, M. J. D. S.; RUFINO, I. A. A.; BARROS RAMALHO ALVES, P.; BARROS FILHO, M. N. **Water shortage risk mapping: a GIS-MCDA approach for a medium-sized city in the Brazilian semi-arid region**. Urban Water Journal, v. 17, n. 7, p. 642-655, 2020.

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.

COSTA, A. R. S.; DE LIMA FERREIRA, G.; DE SOUZA, E. B.; NETO, F. C. R. **Desertification in semi-arid northeast of Brazil| Desertificação no Nordeste semi-árido do Brasil**. Revista Geama, v. 2, n. 4, p. 427-445, 2016.

CRUSIOL, L. G. T. et al. **NDVI variation according to the time of measurement, sampling size, positioning of sensor and water regime in different soybean cultivars**. Precision Agriculture, v. 18, n. 4, p. 470-490, 2017.

CUNHA, A. P. M do A. et al. **Avaliação de indicador para o monitoramento dos impactos da seca em áreas de pastagens no Semiárido do Brasil**. 2017. Revista Brasileira de Cartografia, Nº 69/1, Edição Especial Geotecnologias e Desastres Naturais: 89-106. 2017.

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.

D'URSO, G.; CALERA BELMONTE, A. **Operative approaches to determine crop water requirements from Earth Observation data: methodologies and applications**. In: AIP conference proceedings. American Institute of Physics, p. 14-25, 2006.

DEFFUNE, G.; DELAVALENTINA, D. J.; GALVANI, E.; AVANCINI, M. **Classificação climática e índices de aridez para Maringá-PR, de 1976/1992**. Boletim de Geografia, v. 12, n. 1, p. 3-27, 1994.

DEWI, R. S.; BIJKER, W.; STEIN, A. **Change vector analysis to monitor the changes in fuzzy shorelines**. Remote sensing, v. 9, n. 2, p. 147, 2017.

DRAGAN, M. SAHSUVAROGLU, T., GITAS, I.; FEOLI, E. **Application and validation of a desertification risk index using data for Lebanon**. Management of Environmental Quality: An International Journal, 2005.

DUAN, T.; CHAPMAN, S. C.; GUO, Y.; Zheng, B. **Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle**. Field Crops Research, v. 210, p. 71-80, 2017.

DUARTE, Simone Mirtes; BARBOSA, Marx Preste. **Estudo dos recursos naturais e as potencialidades**. Qualitas Revista Eletrônica, v. 9, n. 1, 2010.

EASTMAN, J. R. **IDRISI Kilimanjaro: guide to GIS and image processing**. 2003.

EL BAROUDY, A. A.; MOGHANM, F. S. **Combined use of remote sensing and GIS for degradation risk assessment in some soils of the Northern Nile Delta, Egypt.** The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, v. 17, n. 1, p. 77-85, 2014.

ESRI. **Data classification methods.** Disponível em: <<http://desktop.arcgis.com/en/arcmap>>. Acesso em: 18 jan. 2017.

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.

FEITOSA, P. H. C.; ANDRADE, K. D. S.; BARBOSA, M. P.; NASCIMENTO RIBEIRO, G. **Estudo comparativo das vulnerabilidades no cenário seca/desertificação em municípios do semiárido brasileiro e norte de Portugal.** Revista Verde, v. 5, n. 3, p. 01-09, 2010.

FERNANDES, M. F.; QUEIROZ, L. P. **Vegetação e flora da Caatinga.** Ciência e cultura, v. 70, n. 4, p. 51-56, 2018.

FIGUEIRÔA, J. M. et al. **Effects of cutting regimes in the dry and wet season on survival and sprouting of woody species from the semi-arid caatinga of northeast Brazil.** Forest Ecology and Management, v. 229, n. 1-3, p. 294-303, 2006.

FITZ, P. R. **Cartografia básica.** Oficina de Textos, 2008.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto.** 3ª Edições ampliada e atualizada. São Paulo, 2011.

FRANCISCO, P. R. M.; de Brito Chaves, I.; Chaves, L. H. G.; de Lima, E. R. V.; da Silva, B. B. **Análise espectral e avaliação de índices de vegetação para o mapeamento da caatinga.** Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável, v. 10, n. 3, p. 01-12, 2015.

FREITAS, J. C.; DANTAS, R. T.; ANDRADE, A. R. S. D.; PEREIRA, E. R. R. **Análise de variabilidade de índices climáticos Para estado da Paraíba–PB.** Revista Brasileira de Tecnologia Aplicada nas Ciências Agrárias, v. 4, n. 2, p. 63-84, 2011.

FURLEY, P. A. **Tropical savannas and associated forests: vegetation and plant ecology.** Progress in Physical Geography, v. 31, n. 2, p. 203-211, 2007.

GARJULLI, R. **Os recursos hídricos no semi-árido.** Ciência e Cultura, v. 55, n. 4, p. 38-39, 2003.

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.

GRECO, M.; Mirauda, D.; Squicciarino, G.; Telesca, V. **Desertification risk assessment in southern Mediterranean areas.** Advances in Geosciences, v. 2, 243–247, 2005.

GUERRERO, J. M.; RUZ, J. J.; PAJARES, G. **Crop rows and weeds detection in maize fields applying a computer vision system based on geometry.** Computers and Electronics in Agriculture, v. 142, p. 461-472, 2017.

GUMINDOGA, W.; RIENTJES, T. H. M.; HAILE, A. T.; MAKURIRA, H.; REGGIANI, P. **Performance evaluation of CMORPH satellite precipitation product in the Zambezi Basin.** International journal of remote sensing, v. 40, n. 20, p. 7730-7749, 2019.

HAMMOND, A.; **WORLD RESOURCES INSTITUTE.** Environmental indicators: a systematic approach to measuring and reporting on environmental policy performance in the context of sustainable development. Washington, DC: World Resources Institute, 1995.

HUETE, A. **A soil-adjusted vegetation index (SAVI)**. Remote sensing of environment, v. 25, p. 295-309, 1988.

HUO, Z.; DAI, X., FENG, S., KANG, S.; HUANG, G. **Effect of climate change on reference evapotranspiration and aridity index in arid region of China**. Journal of Hydrology, v. 492, p. 24-34, 2013.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Demográfico 2000: agregado por setores censitários dos resultados do universo**. Documentação do Arquivo. Rio de Janeiro 2003.

ISLAM, M. A. **Statistical comparison of satellite-retrieved precipitation products with rain gauge observations over Bangladesh**. International Journal of Remote Sensing, v. 39, n. 9, p. 2906-2936, 2018.

ISRAEL, B. I. de; QUEIROZ, R. T.; CARDOSO, E. C. M. **Degradação E Riscos À Desertificação No Alto Curso Do Rio Paraíba-PB/Brasil**. Revista da ANPEGE, v. 11, n. 16, p. 201-222, 2015.

JENSEN, J. R.; EPIPHANIO, J. C. N. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. São José dos Campos: Parêntese Editora, 2009.

JIMÉNEZ-LÓPEZ, A. F.; JIMÉNEZ-LÓPEZ, F. R.; JIMÉNEZ-LÓPEZ, M. **Multispectral analysis of vegetation for remote sensing applications**. Iteckne, v. 12, n. 2, p. 156-167, 2015.

JOHNSON, R. D'; KASISCHKE, E. S. **Change vector analysis: A technique for the multispectral monitoring of land cover and condition**. International Journal of Remote Sensing, v. 19, n. 3, p. 411-426, 1998.

JUNGES, A. H.; ALVES, G.; FONTANA, D; C. **Estudo indicativo do comportamento do NDVI e EVI em lavouras de cereais de inverno da região norte do Estado do Rio Grande do Sul, através de imagens MODIS**. In: Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. p. 241-248. 2007.

KAIRIS, O. et al. **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.

KIM, K.; PARK, J.; BAIK, J.; CHOI, M. **Evaluation of topographical and seasonal feature using GPM IMERG and TRMM 3B42 over Far-East Asia**. Atmospheric Research, v. 187, p. 95-105, 2017.

KOFFI, D.; KOMLA, G. **Trend analysis in reference evapotranspiration and aridity index in the context of climate change in Togo**. Journal of Water and Climate Change, v. 6, n. 4, p. 848-864, 2015.

KOSMAS, C. et al. **Evaluation and selection of indicators for land degradation and desertification monitoring: methodological approach**. Environmental management, v. 54, n. 5, p. 951-970, 2014.

KUMAR, Pavan et al. **Estimation of accumulated soil organic carbon stock in tropical forest using geospatial strategy**. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, v. 19, n. 1, p. 109-123, 2016.

LACERDA, A. V. de et al. **Levantamento florístico do componente arbustivo-arbóreo da vegetação ciliar na bacia do rio Taperoá, PB, Brasil**. Acta Botanica Brasilica, v. 19, n. 3, p. 647-656, 2005.

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.

LAMBIN, E. F.; STRAHLERS, A. H. **Change-vector analysis in multitemporal space: a tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data**. Remote sensing of environment, v. 48, n. 2, p. 231-244, 1994.

LAMCHIN, M. et al. **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.

LEIVAS, J. F.; Andrade, R. G.; VICENTE, L. E.; Torresan, F. E.; VICTORIA, D. D. C.; BOLFE, E. **Monitoramento da seca de 2011/12 a partir do NDWI e NDVI padronizado do SPOT-Vegetation.** Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR, p. 364-370, 2013.

LESSA, T. DOS SANTOS, J. W.; CORREIA, R. A.; LADLE, R. J.; MALHADO, A. C. **Known unknowns: Filling the gaps in scientific knowledge production in the Caatinga.** PloS one, v. 14, n. 7, p. e0219359, 2019.

LESSEL, J.; CECCATO, P. **Creating a basic customizable framework for crop detection using Landsat imagery.** International journal of remote sensing, v. 37, n. 24, p. 6097-6107, 2016.

LI, S.; CHEN, X. **A new bare-soil index for rapid mapping developing areas using landsat 8 data.** The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. 40, n. 4, p. 139, 2014.

LIEVENS, H.; VERHOEST, N. E. C. **Spatial and temporal soil moisture estimation from RADARSAT-2 imagery over Flevoland, The Netherlands.** Journal of Hydrology, v. 456, p. 44-56, 2012.

LIMA, J. R. de L. et al. **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, 37, 25-49. 2019.

MAGNEY, T. S.; EITEL, J. U.; HUGGINS, D. R.; VIERLING, L. A. **PROXIMAL NDVI derived phenology improves in-season predictions of wheat quantity and quality.** Agricultural and Forest Meteorology, v. 217, p. 46-60, 2016.

MAHBOD, M.; VERONESI, F.; SHIRVANI, A. **An evaluative study of TRMM precipitation estimates over multi-day scales in a semi-arid region, Iran.** International Journal of Remote Sensing, v. 40, n. 11, p. 4143-4174, 2019.

MAIL, A. A. S. M. **Desertification detected in the Udhaïm River Basin, Iraq based on spectral indices derived from remote sensing images.** Miscellanea Geographica, v. 21, n. 3, p. 124-131, 2017.

MALILA, W. A. **Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat.** in Machine processing of remotely sensed data and soil information systems and remote sensing and soil survey, Proceedings of the Sixth Annual Symposium, West Lafayette, Indiana, United States, 1980, pp. 326-335.

MARCUSSI, A. B.; BUENO, C. R. P.; MIQUELONI, D. P.; ARRAES, C. L. **Utilização de índices de vegetação para os sistemas de informação geográfica.** Caminhos de geografia, v. 11, n. 35, 2010.

MARENGO, J. A. e BERNASCONI, M. **Regional differences in aridity/drought conditions over Northeast Brazil: present state and future projections.** Climatic Change. Volume 129, p. 103-115, 2015.

MARENGO, J. A. **Vulnerabilidade, impactos e adaptação à mudança do clima no semi-árido do Brasil.** Parcerias estratégicas, v. 13, n. 27, p. 149-176, 2010.

- MASIOL, M.; SQUIZZATO, S.; FORMENTON, G.; HARRISON, R. M.; AGOSTINELLI, C. **Air quality across a European hotspot: Spatial gradients, seasonality, diurnal cycles and trends in the Veneto region, NE Italy.** *Science of The Total Environment*, v. 576, p. 210-224, 2017.
- MATALLO JUNIOR, H. **A desertificação no mundo e no Brasil.** Desertificação. Brasília: UNESCO, 2003.
- MATALLO JÚNIOR, H. **Indicadores de desertificação: histórico e perspectivas.** UNESCO, 2001.
- MAU, Y; HAIM, L.; MERON, E. **Reversing desertification as a spatial resonance problem.** *Physical Review E*, v. 91, n. 1, p. 012903, 2015.
- MELO, E. T.; SALES, M. C. L.; OLIVEIRA, J. G. B. **Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para análise da degradação ambiental da microbacia hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús-CE.** *Raega-O Espaço Geográfico em Análise*, v. 23, 2011.
- 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. de; ALMEIDA, T.; BAPTISTA, G. M. de M. **Reflectância dos materiais terrestres.** Oficina de Textos, 2019.
- MENESES, P. R. e ALMEIDA, T. **"Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto."** Universidade de Brasília, Brasília, 2012.
- MILES, Lera et al. **A global overview of the conservation status of tropical dry forests.** *Journal of biogeography*, v. 33, n. 3, p. 491-505, 2006.
- 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.
- MORAL, F. J.; REBOLLO, F. J.; PANIAGUA, L. L.; GARCÍA-MARTÍN, A.; HONORIO, F. **Spatial distribution and comparison of aridity indices in Extremadura, southwestern Spain.** *Theoretical and Applied Climatology*, v. 126, n. 3-4, p. 801-814, 2015.
- MORO, M. F.; SILVA, I. A.; DE ARAUJO, F. S.; LUGHADHA, E. N.; MEAGHER, T. R.; MARTINS, F. R. **The role of edaphic environment and climate in structuring phylogenetic pattern in seasonally dry tropical plant communities.** *PLoS One*, v. 10, n. 3, p. e0119166, 2015.
- MOSAVI, A.; SAJEDI-HOSSEINI, F.; CHOUBIN, B.; TAROMIDEH, F.; RAHI, G.; DINEVA, A. A. **Susceptibility mapping of soil water erosion using machine learning models.** *Water*, v. 12, n. 7, p. 1995, 2020.
- MU, Q.; ZHAO, M.; KIMBALL, J. S.; MCDOWELL, N. G.; RUNNING, S. W. **A remotely sensed global terrestrial drought severity index.** *Bulletin of the American Meteorological Society*, v. 94, n. 1, p. 83-98, 2013.
- MUNA, E.; WALKER, S. **Environmental Degradation of Natural Resources in Butana Area of Sudan.** In: *Land Degradation and Desertification: Assessment, Mitigation and Remediation*. Springer, Dordrecht. p. 171-178. 2010.
- NERESON, A. L.; DAVILA OLIVERA, S.; FINNEGAN, N. J. **Field and Remote-Sensing Evidence for Hydro-mechanical Isolation of a Long-Lived Earthflow in Central California.** *Geophysical Research Letters*, v. 45, n. 18, p. 9672-9680, 2018.
- NOBRE, P. et al. **Mudanças climáticas e desertificação: os desafios para o Estado Brasileiro.** Desertificação e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. Campina Grande: INSA-PB, p. 25-36, 2011.

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.

OLIVEIRA, L. et al. **Estudo da variabilidade de índices de vegetação através de imagens do ETM+/LANDSAT 7.** Anais... do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, INPE, p. 5995-6002. 21-26 abril 2007.

OSGOUEI, P. E.; KAYA, S. **Analysis of land cover/use changes using Landsat 5 TM data and indices.** Environmental monitoring and assessment, v. 189, n. 4, p. 136, 2017.

PAE-PB; PAE-PB. **Programa de ação estadual de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca no estado da Paraíba PAEPB/IICA.** SCIENTEC – 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.

PAL, P.; ANTIL, K. **Comparison of Landsat 8 and Sentinel 2 data for accurate mapping of built-up area and bare soil.** In: Proc. of 38th Asian Conference on Remote Sensingp. 1-4. 2017.

PAREDES-TREJO, F.; BARBOSA, H.; DOS SANTOS, C. A. C. **Evaluation of the performance of SM2RAIN-derived rainfall products over Brazil.** Remote Sensing, v. 11, n. 9, p. 1113, 2019.

PARZEN, E. **On estimation of a probability density function and mode.** The annals of mathematical statistics, v. 33, n. 3, p. 1065-1076, 1962.

PAZ, A. R. da; COLLISCHONN, W. **Avaliação de estimativas de campos de precipitação para modelagem hidrológica distribuída.** Revista Brasileira de Meteorologia, v. 26, n. 1, p. 109-120, 2011.

PEI, H. et al. **Methods and applications for ecological vulnerability evaluation in a hyper-arid oasis: a case study of the Turpan Oasis, China.** Environmental Earth Sciences, v. 74, n. 2, p. 1449-1461, 2015.

PENMAN, H. L. **The physical bases of irrigation control.** In: Hort. Congr., 2, London, Royal Horticultural Society, p.913-924. 1110p. 1953.

POLYKRETIS, C.; GRILLAKIS, M. G.; ALEXAKIS, D. D. **Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece.** Remote Sensing, v. 12, n. 2, p. 319, 2020.

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.

RAHMAN, S.; MESEV, V. **Change Vector Analysis, Tasseled Cap, and NDVI-NDMI for Measuring Land Use/Cover Changes Caused by a Sudden Short-Term Severe Drought: 2011 Texas Event.** Remote Sensing, v. 11, n. 19, p. 2217, 2019.

RÊGO, S. C. A. et al. **Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI e SAVI no município de São Domingos do Cariri-PB.** Revista Geonorte, v. 3, n. 5, p. 1217–1229-1217–1229, 2012.

REN, Hongrui; ZHOU, Guangsheng; ZHANG, Feng. **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.

RITO, K. F.; ARROYO-RODRÍGUEZ, V.; QUEIROZ, R. T.; LEAL, I. R.; TABARELLI, M. **Precipitation mediates the effect of human disturbance on the Brazilian Caatinga vegetation.** *Journal of Ecology*, v. 105, n. 3, p. 828-838, 2017.

ROGERS, A. S.; KEARNEY, M. S. **Reducing signature variability in unmixing coastal marsh Thematic Mapper scenes using spectral indices.** *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, n. 12, p. 2317-2335, 2004.

ROSA, R. **Introdução ao sensoriamento remoto**, 5ª edição. da Universidade Federal de Uberlândia, 2003.

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.** *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, v. 12, p. 1075-1082, 2005.

RUFINO, I. A. A.; SILVA, S. T. **Análise das relações entre dinâmica populacional, clima e vetores de mudança no semiárido brasileiro: Uma abordagem metodológica.** *Boletim de Ciências Geodésicas*, v. 23, n. 1, p. 166-181, 2017.

SALA, O. E. et al. **Global biodiversity scenarios for the year 2100.** *Science*, v. 287, n. 5459, p. 1770-1774, 2000.

SALES, M. C. L. **Evolução dos estudos de desertificação no nordeste brasileiro.** *Geosp, Espaço e Tempo. São Paulo*, v. 11, p. 115-126, 2002.

SALIH, A. A. M.; GANAWA, E.; ELMAHL, 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. et al. **Developing a synthetic index of land vulnerability to drought and desertification.** *Geographical research*, v. 47, n. 3, p. 280-291, 2009.

SÁNCHEZ-AZOFEIFA, G. A. et al. **Need for integrated research for a sustainable future in tropical dry forests.** *Conservation Biology*, v. 19, n. 2, p. 285-286, 2005.

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.

SANTOS, J. C. LEAL, I. R.; ALMEIDA-CORTEZ, J. S.; FERNANDES, G. W.; TABARELLI, M. **Caatinga: the scientific negligence experienced by a dry tropical forest.** *Tropical Conservation Science*, v. 4, n. 3, p. 276-286, 2011.

SASHIKKUMAR, M. C. SELVAM, S.; KARTHIKEYAN, N.; RAMANAMURTHY, J.; VENKATRAMANAN, S.; SINGARAJA, C. **Remote sensing for recognition and monitoring of vegetation affected by soil properties.** *Journal of the Geological Society of India*, v. 90, n. 5, p. 609-615, 2017.

SCHOBER, J. **Preservação e uso racional do único bioma exclusivamente nacional.** *Ciência e Cultura*, v. 54, n. 2, p. 06-07, 2002.

SEABRA, V. DA S.; XAVIER, R. A.; DAMASCENO, J.; DORNELLAS, P. D. C. **Mapeamento do uso e cobertura do solo da bacia do rio Taperoá: região semiárida do estado da Paraíba.** *Caminhos de Geografia*, v. 15, n. 50, 2014.

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.

SHALABY, A.; TATEISHI, R. **Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt.** Applied Geography, v. 27, n. 1, p. 28-41, 2007.

SHAN, N. SHI, Z.; YANG, X.; GAO, J.; CAI, D. **Spatiotemporal trends of reference evapotranspiration and its driving factors in the Beijing–Tianjin Sand Source Control Project Region, China.** Agricultural and Forest Meteorology, v. 200, p. 322-333, 2015.

SHIELDS, D. J.; ŠOLAR, S. V.; MARTIN, W. E. **The role of values and objectives in communicating indicators of sustainability.** Ecological Indicators, v. 2, n. 1-2, p. 149-160, 2002.

SICHE, R.; AGOSTINHO, F.; ORTEGA, E.; ROMEIRO, A. **Índices versus indicadores: precisões conceituais na discussão da sustentabilidade de países.** Ambiente & sociedade, v. 10, n. 2, p. 137-148, 2007.

SILLEOS, N. G.; ALEXANDRIDIS, T. K.; GITAS, I. Z.; PERAKIS, K. **Vegetation indices: advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years.** Geocarto International, v. 21, n. 4, p. 21-28, 2006.

SILVA, F. J. B. C. da; AZEVEDO, J. R. G. de. **Temporal trend of drought and aridity indices in semi-arid pernambucano to determine susceptibility to desertification.** RBRH, v. 25, 2020.

SILVA, J. L. S. E.; CRUZ-NETO, O.; PERES, C. A.; TABARELLI, M.; LOPES, A. V. **Climate change will reduce suitable Caatinga dry forest habitat for endemic plants with disproportionate impacts on specialized reproductive strategies.** PloS one, v. 14, n. 5, p. e0217028, 2019.

SILVA, L. F.; DE SOUZA, B. I.; BACANI, V. M. **Intensidade da ação antrópica na área de proteção ambiental do Cariri paraibano.** Caminhos de Geografia, v. 20, n. 71, p. 364-383, 2019.

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: 2015.

SILVA, R. M. A. da. **Entre dois paradigmas: combate à seca e convivência com o semi-árido.** Sociedade e estado, v. 18, n. 1-2, p. 361-385, 2003.

SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SANTOS, J. Y. G. **Evaluation and modeling of runoff and sediment yield for different land covers under simulated rain in a semiarid region of Brazil.** International Journal of Sediment Research, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijsrc.2017.04.005i>. 2017.

SINGH, S. P. **Chronic disturbance, a principal cause of environmental degradation in developing countries.** Environmental conservation, v. 25, n. 1, p. 1-2, 1998.

SOBRAL, A.; FREITAS, C. M.; PEDROSO, M. M.; GURGEL, H. **Definições básicas: dados, indicadores e índices.** In: BRASIL. **Saúde ambiental: guia básico para construção de indicadores.** Brasília: Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância em Saúde Ambiental e Saúde do Trabalhador. p. 25-52. 2011.

SOUZA, B. I. de; SILANS, A. M. B. P.; SANTOS, J. B. dos. **Contribuição ao estudo da desertificação na Bacia do Taperoá.** Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 8, n. 2-3, p. 292-298, 2004.

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.

STEFFEN, C. A. **INTRODUÇÃO AO SENSORIAMENTO REMOTO** in: Apostila do Instituto Nacional de pesquisas Espaciais - INPE - Divisão de Sensoriamento Remoto. Disponível em: <http://www.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm> - Acessado em Julho de 2011.

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.** Disponível em: <http://sudene.gov.br/images/arquivos/conselhodeliberativo/resolucoes/resolucao115-23112017-delimitacaodosemiarido.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.** SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, v. 12, 2005.

TAVARES, J. D. P. et al. **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.

THORNTON, C. W. **Atlas of climatic types in the United states 1900-1939.** Washington: Department of Agriculture/Forest Service: Miscel Publ., nº421, 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, v. 73, p. 197-206, 2018.

TRAVASSOS, I. S.; SOUZA, B. I. **Solos e desertificação no sertão paraibano.** Cadernos do Logepa, v. 6, n. 2, p. 101-114, 2011.

TSUYUGUCHI, B. B.; CUNHA, J. E. de B. L.; RUFINO, I. A. A. **Uso de geotecnologias para espacialização de dados de precipitação, NDVI e temperatura de superfície da bacia do rio Taperoá.** III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. Recife-PE, 2010.

UNCCD. **Elaboration of an international convention to combat desertification in countries experiencing serious drought and/or desertification, particularly in Africa.** 1-58 p. 1994.

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, v. 63, p. 87-93, 1997.

VICENTE-SERRANO, S. M.; CABELLO, D.; TOMÁS-BURGUERA, M.; MARTÍN-HERNÁNDEZ, N.; BEGUERÍA, S.; AZORIN-MOLINA, C.; KENAWY, A. E. **Drought variability and land degradation in semiarid regions: Assessment using remote sensing data and drought indices (1982–2011).** Remote Sensing, v. 7, n. 4, p. 4391-4423, 2015.

VIEIRA, R. M da S. P. et al. **Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian northeast.** Solid Earth, v. 6, n. 1, p. 347-360, 2015.

VIGANÓ, H. A.; BORGES, E. F.; FRANCA-ROCHA, W. J. S. **Análise do desempenho dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI a partir de imagem Aster.** Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, v. 15, p. 1828-1834, 2011.

VOROVENCII, I. **Applying the change vector analysis technique to assess the desertification risk in the south-west of Romania in the period 1984–2011.** Environmental monitoring and assessment, v. 189, n. 10, p. 524, 2017.

VOROVENCII, I. **Assessing and monitoring the risk of desertification in Dobrogea, Romania, using Landsat data and decision tree classifier.** Environmental monitoring and assessment, v. 187, n. 4, p. 204, 2015.

WANG, X.; DING, Y.; ZHAO, C.; WANG, J. **Similarities and improvements of GPM IMERG upon TRMM 3B42 precipitation product under complex topographic and climatic conditions over Hexi region, Northeastern Tibetan Plateau.** Atmospheric Research, v. 218, p. 347-363, 2019.

WEST, Harry; QUINN, Nevil; HORSWELL, Michael. **Remote sensing for drought monitoring & impact assessment: Progress, past challenges and future opportunities.** Remote Sensing of Environment, v. 232, p. 111291, 2019.

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.** IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. p. 4. 2005.

XIAO, J.; SHEN, Y.; TATEISHI, R.; BAYAER, W. **Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing.** International Journal of Remote Sensing, v. 27, n. 12, p. 2411-2422, 2006.

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.

ZANOTTA, D. C.; FERREIRA, M. P.; ZORTEA, M. **Processamento de imagens de satélite.** Oficina de Textos, 2019.

ZANZARINI, Fabricio V. et al. **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, Dianjun; ZHOU, Guoqing. **Effects of vegetation types on soil moisture estimation from the normalized land surface temperature versus vegetation index space.** International Conference on Intelligent Earth Observing and Applications 2015. International Society for Optics and Photonics, p. 980825. 2015.

ZHAO, H.; CHEN, X. **Use of normalized difference bareness index in quickly mapping bare areas from TM/ETM+.** In: International geoscience and remote sensing symposium. p. 1666. 2005.

ZHAO, Y. et al. **An indicator system for assessing the impact of human activities on river structure.** Journal of Hydrology, v. 582, p. 124547, 2020.

ZHU, Z.; WANG, S.; WOODCOCK, C. E. **Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images.** Remote Sensing of Environment, v. 159, p. 269-277, 2015.

ZHU, Z.; WOODCOCK, C. E. **Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery.** Remote sensing of environment, v. 118, p. 83-94, 2012.

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.

ANEXO 1 – Lista dos postos pluviométricos com as respectivas coordenadas.

ID	Estação Pluviométrica	Coordenadas (grau decimal)	
		Longitude	Latitude
1	Algodão de Jandaíra	-36,0075	-6,9061
2	Amparo	-37,0639	-7,5697
3	Areia de Baraúnas	-36,9483	-7,1236
4	Areial	-35,9258	-7,0494
5	Assunção	-36,7322	-7,0764
6	Boa Vista	-36,23750	-7,2575
7	Boqueirão/Açude Boqueirão	-36,1358	-7,4908
8	Cabaceiras	-36,2869	-7,4922
9	Cacimba de Areia	-37,1558	-7,1275
10	Cacimbas	-37,0583	-7,2114
11	Caturiteia Faz Emas	-36,0646	-7,3871
12	CG SitioAcude de Dentro	-36,0842	-7,3386
13	CG São José da Mata	-35,9844	-7,1897
14	Coxixola	-36,6056	-7,6286
15	Cubati	-36,3514	-6,8631
16	Desterro	-37,0881	-7,2903
17	Gurjão	-36,4892	-7,2478
18	Juazeirinho	-36,5800	-7,0683
19	Junco do Seridó	-36,7131	-6,9950
20	Livramento	-36,9492	-7,3761
21	Matureia	-35,3514	-7,2561
22	Montadas	-35,9419	-7,1053
23	Olivedos	-36,2436	-6,9886
24	Parari	-36,6531	-7,3178
25	Passagem	-37,0475	-7,1364
26	Pocinhos	-36,0592	-7,0778
27	Puxinana	-35,9594	-7,1472
28	Salgadinho	-36,8453	-7,1022
29	Santa Luzia/Riacho do Saco	-36,9203	-6,9639
30	Santo André	-36,6311	-7,2214
31	São Domingos do Cariri	-36,4311	-7,6331
32	São João do Cariri	-36,5286	-7,3825
33	São José dos Cordeiros	-36,8058	-7,3908
34	Seridó	-36,4106	-6,8553
35	Seridó/São Vicente do Seridó	-36,3772	-6,9356
36	Serra Branca	-36,6600	-7,4819
37	Soledade	-36,3619	-7,0608
38	Soledade/Fazenda Pendência	-36,4864	-7,1769
39	Sossêgo	-36,2467	-6,7664
40	Sumé	-36,8964	-7,6736
41	Sumé/Fazenda Bananeiras	-36,9631	-7,5069
42	Sumé/Fazenda Nova	-36,7222	-7,3361
43	Taperoá	-36,8281	-7,2164
44	Teixeira	-37,2497	-7,2217
45	Tenório	-36,6294	-6,9408

APÊNDICE 1 – Valores dos pixels e pontos observados em campo.

Pontos	Theil-Sen							IRTD	Ocorrência à Desertificação
	IA	IIH	SAVI	NDVI	WDVI	BSI	GSI		
1	2	3	3	2	1	4	4	19	Positivo
2	2	3	1	1	1	3	2	13	Negativo
3	2	3	2	2	2	4	3	18	Positivo
4	2	3	1	1	2	4	4	17	Positivo
5	2	3	2	1	1	3	3	15	Negativo
6	2	3	2	2	2	4	4	19	Positivo
7	2	3	2	1	3	3	4	18	Positivo
8	2	3	1	1	2	4	4	17	Positivo
9	2	3	1	2	2	3	3	16	Negativo
10	2	3	2	2	3	4	4	20	Falso positivo
11	2	3	1	2	3	2	3	16	Negativo
12	2	3	3	2	3	2	3	18	Falso positivo
13	2	3	2	1	3	2	2	15	Falso negativo
14	2	3	2	2	2	2	3	16	Negativo
15	2	3	2	3	2	3	3	18	Positivo
16	2	3	2	2	2	4	3	18	Falso positivo
17	2	3	2	2	2	4	2	17	Falso positivo
18	2	3	1	2	1	2	3	14	Negativo
19	2	3	1	1	1	2	1	11	Negativo
20	2	3	3	3	3	2	3	19	Positivo
21	2	3	1	1	1	3	4	15	Falso negativo
22	2	3	1	1	1	2	2	12	Negativo
23	2	3	1	1	1	2	2	12	Negativo
24	2	3	1	1	1	2	4	14	Negativo
25	2	3	3	3	2	4	4	21	Falso positivo
26	2	3	1	1	3	4	3	17	Positivo
27	2	3	2	2	3	4	3	19	Positivo
28	2	3	1	1	2	2	2	13	Falso negativo
29	2	3	1	1	1	3	2	13	Negativo
30	2	3	1	1	2	4	2	15	Negativo
31	2	3	2	1	3	4	4	19	Positivo
32	2	3	2	2	3	4	4	20	Positivo
33	2	3	1	2	2	3	3	16	Negativo
34	2	3	1	1	1	2	2	12	Negativo
35	2	3	3	3	3	2	2	18	Falso positivo
36	2	3	2	2	3	4	4	20	Positivo
37	2	2	1	2	3	2	4	16	Falso negativo
38	2	3	1	1	3	3	2	15	Negativo
39	2	3	2	3	2	4	4	20	Positivo
40	2	3	2	2	2	4	4	19	Positivo
41	2	3	3	2	3	4	3	20	Positivo
42	2	3	1	1	2	3	3	15	Negativo
43	2	3	1	2	2	3	3	16	Negativo