UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA E DE AGRIMENSURA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO

CAMILA MARIA BARROS TEIXEIRA

COMPORTAMENTO E INTEGRAÇÃO DE INDICADORES ESPECTRAIS DA DESERTIFICAÇÃO

RECIFE
2018

CAMILA MARIA BARROS TEIXEIRA

COMPORTAMENTO E INTEGRAÇÃO DE INDICADORES ESPECTRAIS DA DESERTIFICAÇÃO

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Área de Concentração: Cartografia e Sensoriamento Remoto.

Orientadora: Prof.ª Dr.ª Leidjane Maria Maciel de Oliveira

RECIFE

2018

Catalogação na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

T266c Teixeira, Camila Maria Barros.
Comportamento e integração de indicadores espectrais da desertificação / Camila Maria Barros Teixeira. – 2018.
152 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Leidjane Maria Maciel de Oliveira.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2018.
Inclui Referências, Apêndices e Anexos.

1. Ciências Geodésicas. 2. Desertificação. 3. Índices biofísicos. 4. Sensoriamento remoto. I. Oliveira, Leidjane Maria Maciel de. (Orientadora). II. Título.

UFPE

526.1 CDD (22. ed.) BCTG/2017-265

CAMILA MARIA BARROS TEIXEIRA

COMPORTAMENTO E INTEGRAÇÃO DE INDICADORES ESPECTRAIS DA DESERTIFICAÇÃO

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Aprovado em: 23/03/2018

BANCA EXAMINADORA

_____

Profª. Drª. LEIDJANE MARIA MACIEL DE OLIVEIRA (Orientadora)
Departamento de Engenharia Civil – Universidade Federal de Pernambuco

_____

Profª. Drª. ANA LÚCIA BEZERRA CANDEIAS
Departamento de Engenharia Cartográfica – Universidade Federal de Pernambuco

_____

Prof. Dr. ALFREDO RIBEIRO NETO
Departamento de Engenharia Civil – Universidade Federal de Pernambuco

À minha família,

Gesse Vasconcelos Barros Teixeira,
Cícero Teixeira dos Santos e
Gabriel Barros Teixeira
Dedico

AGRADECIMENTOS

À Deus por ser minha fonte de calmaria e refúgio nos momentos de desespero, por me sustentar em cada passo que consegui dar até chegar aqui.

Aos meus pais Teixeira e Gesse, e meu irmão Gabriel, pelo amor incondicional, por sempre acreditarem em mim não medindo esforços para minha educação como pessoa e profissional.

Aos demais familiares, por todo apoio e por sempre me encorajarem a crescer.

Às minhas amigas irmãs, Karol, Fay, Sâmia e Lane que estão em minha vida desde a infância, e fazem parte do meu alicerce.

Ao Antonio, por ter sido minha família enquanto estive longe de casa. E também por me emprestar sua família que me acolheu como à nenhuma outra, muito obrigada!

Aos companheiros de curso, por sempre estarem juntos nos momentos de diversão e principalmente nas horas de estudo, em especial aos amigos José Arimatéia, Gabriela Valenzuela, juntos formamos o trio Cagaze, que quero levar para a vida toda! Vocês foram um presente.

À Elaine, que conheci na primeira semana em Recife, e hoje está entre minhas melhores amigas. Por quem tenho um carinho e admiração enorme, que sempre tem uma palavra positiva e uma paciência absurda para aguentar minhas lamúrias, você é a melhor!

À minha ex-rommie favorita no mundo, Larissa, e aos seus muitos amigos do LSA, eu agradeço pelo carinho e por me adotarem, como eu gosto de lembrar: “Eu só gostei de Recife quando mudei para esse apartamento, Lari”, é verdade.

Aos que passaram e deixaram marcas importantes, deixo meus agradecimentos especiais: Georgia, com sua maturidade e carinho sempre me ajudava e confortava nas horas de choro e na adaptação à nova jornada em Recife, mesmo quando o inglês faltava (ainda bem que abraço é uma linguagem universal); Natália, uma pessoa linda em todos os aspectos, que me passou um pouco da positividade e da sensibilidade para ver beleza nas menores coisas dessa vida; Ju, uma das melhores pessoas que conheço, é a amiga tudo em um, do cuidado e apoio emocional ao virote sem necessidade; Cicerinho, o cara mais de boas que conheci, obrigada pelas risadas proporcionadas; Bruno, que me fez olhar para dentro de mim e redescobrir minha força de vontade; Isis, em quem me vi quando mais nova, e que sempre terei como uma irmãzinha; Dona Maria, um doce de pessoa, por ter me dado

tanto carinho no pouco que convivemos. À todos deixo minha gratidão, e um pedaço do meu coração.

À Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Departamento de Engenharia Cartográfica (DeCart), e aos professores do curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, por proporcionarem uma formação profissional de excelente qualidade, especialmente a Prof.ª Ana Lúcia, que ajudou desde o anteprojeto da inscrição no mestrado.

À Elizabeth por sempre me receber com um sorriso no rosto, palavras de conforto e torcida.

Agradeço a professora Dra. Leidjane Oliveira pela orientação.

A CAPES pela concessão da bolsa de estudo.

A todos que de alguma forma passaram na minha vida e contribuíram direta ou indiretamente para que eu conseguisse avançar mais uma etapa na vida profissional.

“Pra começar
Cada coisa em seu lugar
E nada como um dia após o outro

Pra quê apressar?
Se não sabe onde chegar
Correr em vão se o caminho é longo

Quem se soltar, da vida vai gostar
E a vida vai gostar de volta em dobro

E se tropeçar
Do chão não vai passar
Quem sete vezes cai levanta oito

Quem julga saber
E esquece de aprender
Coitado de quem se interessa pouco

E quando chorar
Tristeza pra lavar
Num ombro cai metade do sufoco

O novo virá
Pra re-harmonizar
A terra, o ar, a água e o fogo

E sem se queixar
As peças vão voltar
Pra mesma caixa no final do jogo

Pode esperar
O tempo nos dirá
Que nada como um dia após o outro

O tempo dirá
O tempo é que dirá
E nada como um dia após o outro”

(Um Dia Após o Outro de Tiago Iorc com Part. Daniel Lopes, 2013)

(Sertão sem água de J. Borges)

“Eita, Nordeste da peste,
Mesmo com toda ‘sêca’
Abandono e solidão,
Talvez pouca gente perceba
Que teu ***mapa*** *aproximado*
Tem forma de coração”

(Exaltação ao Nordeste de Luiz Gonzaga de Moura)

RESUMO

A desertificação se insere nas discussões científicas como um dos grandes desafios do ambiente semiárido. As Áreas Susceptíveis à Desertificação (ASD's) representam 15,72% do território brasileiro, e se localizam no semiárido nordestino. O Estado de Pernambuco possui o Núcleo de Desertificação de Cabrobó-PE, região que apresenta muitas vulnerabilidades naturais, onde a vegetação escassa, os solos de pouca profundidade e baixa retenção de água e o clima seco, concorrem para formação de um ecossistema frágil com baixo potencial regenerativo. Essas características somadas às atividades de uso e ocupação do solo, podem gerar uma grave degradação, cujo desequilíbrio se intensifica, sobretudo, em função da deterioração da vegetação. No processo de desertificação, ocorre perda de umidade, fertilidade, cobertura vegetal, exposição do solo e elevação da temperatura, tais aspectos podem ser detectados por tecnologias de sensoriamento remoto e geoprocessamento. Fazendo uso dessas, obteve-se informações sobre vegetação (NDVI e SAVI), umidade (NDWI), temperatura da superfície (Tsup), associados a dados da pedologia, onde foram estabelecidos critérios de susceptibilidade para cada índice, para então integra-los em um modelo estimativo baseado nas regressões, objetivando avaliar comportamento dos diferentes graus de susceptibilidade ambiental à evolução da desertificação no núcleo de Cabrobó-PE e entorno nos anos de 1985, 1995, 2005 e 2015. Utilizou-se a calculadora raster do QGIS para gerar o NDVI, SAVI, NDWI, Temperatura de Superfície e a integração dos índices, e o Matlab para as regressões. Os resultados mostram que houve progressiva perda de umidade e ganho de Tsup, a vegetação apresentou grande supressão de 1985 a 2005, com ligeira recuperação em 2015, e os solos presentes na região apresentam altas fragilidades naturais. No NDVI, as classes de vegetação muito esparsa e esparsa ocuparam mais de 70% da área de estudo; no SAVI, mais de 80% foi classificado entre áreas com vegetação muito esparsa e solo nu; o NDWI concordou com o último; e a Tsup foi superior a 30°C em mais de 60%. O mapa de indicativo de desertificação mostrou comportamento análogo ao da vegetação, em que o SAVI se mostrou o principal índice para explicação do modelo. Conclui-se que cerca de 80% das terras apresentam altos níveis de degradação em todos os anos estudados, que significa um risco alto ou muito alto à evolução da desertificação.

Palavras-chave: Desertificação. Índice biofísicos. Sensoriamento remoto.

ABSTRACT

The desertification is part of scientific discussions as one of the great challenges of the semi-arid environment. The Areas Susceptible to Desertification (ASD's) represent 15.72% of Brazilian territory, and are located in the northeastern semi-arid region. The State of Pernambuco has the Desertification Nucleus of Cabrobó-PE, region that presents many natural vulnerabilities, where scarce vegetation, shallow soils and low water retention and dry climate, contribute to the formation of a fragile ecosystem with low regenerative potential. These characteristics, along with land use and use activities, can lead to severe degradation, whose imbalance intensifies, mainly due to the deterioration of the vegetation. In the process of desertification, there is loss of moisture, fertility, vegetation cover, soil exposure and temperature increase, such aspects can be easily detected by remote sensing and geoprocessing technologies. Using the remote sensing, information on vegetation (NDVI and SAVI), humidity (NDWI), surface temperature (Tsup) and soils were obtained, where the susceptibility criteria were established for each index and then integrated in a regression model, aiming at evaluating the behavior of the different degrees of environmental susceptibility to the evolution of desertification in Cabrobó-PE and in the surrounding areas in 1985, 1995, 2005 and 2015. The QGIS raster calculator was used to generate NDVI, SAVI, NDWI, Surface Temperature and index integration, and Matlab for regressions. The results show that there was a decrease of humidity and temperature increase, vegetation presented great suppression from 1985 to 2005, with a slight recovery in 2015, and the soils present in the region present high natural fragilities. In NDVI, very sparse and sparse vegetation classes occupied more than 70% of the study area; in SAVI, more than 80% was classified between areas with very sparse vegetation and bare soil; the NDWI agreed with the latter; and Tsup was greater than 30°C by more than 60%. The mapping of the risk of evolution of the desertification showed a behavior similar to that of the vegetation, in which the SAVI was the main explanation index of the model. It is concluded that about 80% of the land has high levels of degradation in all the years studied, which means a high or very high risk for the evolution of the desertification.

Keywords: Desertification. Physical index. Remote sensing.

LISTAS DE FIGURAS

Figura 01 - Mapa da abrangência das ASD's e Áreas Afetadas por Processos de Desertificação categorizadas conforme sua gravidade 28
Figura 02 - Espaços semiáridos - Áreas susceptíveis à Desertificação e Núcleos de Desertificação.....30
Figura 03 - Comportamento espectral da água, vegetação e solo arenoso. 36
Figura 04 - Gráfico da normal climatológica e precipitação acumulada mensal.....56
Figura 05 - Fluxograma do processamento geral.....58
Figura 06 - Fluxograma do processamento para obtensão dos indicadores de desertificação a partir de imagens Landsat 5. 59
Figura 07 - Fluxograma do processamento para obtensão dos indicadores de desertificação a partir de imagens Landsat 8. 62
Figura 08 - Comportamento das médias de cada indicador nas 6 Amostras de Pixel, para anos 1985, 1995, 2005 e 2015.....84
Figura 09 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 85
Figura 10 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 86
Figura 11 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 86
Figura 12 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 87
Figura 13 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 87
Figura 14 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 88
Figura 15 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 88
Figura 16 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 89
Figura 17 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 89

Figura 18 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 90
Figura 19 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 90
Figura 20 - Comportamento dos valores de Tsup no Perfil Longitudinal Vertical da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 91
Figura 21 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 92
Figura 22 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 92
Figura 23 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 93
Figura 24 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 93
Figura 25 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 94
Figura 26 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 94
Figura 27 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 95
Figura 28 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 95
Figura 29 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 96
Figura 30 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 96
Figura 31 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 97
Figura 32 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 97

LISTAS DE TABELAS

Tabela 01 - Indicadores espectrais do processo de desertificação 44
Tabela 02 - Bandas do satélite Landsat 5. 45
Tabela 03 - Bandas do satélite Landsat 8. 45
Tabela 04 - Características da Geomorfologia da Área de Estudo 51
Tabela 05 - Características dos Solos da Área de Estudo 53
Tabela 06 - Precipitação acumulada mensal até o dia da captura de cada imagem. 56
Tabela 07 - Valores de Radiância e Irradiância empregados. 60
Tabela 08 - Valor de reclassificação dos intervalos dos indicadores 65
Tabela 09 - Matriz de Comparação Pareada dos Atributos Avaliados 67
Tabela 10 - Escala de Valores AHP para Comparação Pareada 68
Tabela 11 - Caracterização das classes de NDVI 71
Tabela 12 - Valores absolutos e percentuais de NDVI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005 71
Tabela 13 - Valores de NDVI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão. 71
Tabela 14 - Caracterização das classes de SAVI 74
Tabela 15 - Valores absolutos e percentuais de SAVI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 75
Tabela 16 - Valores de SAVI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão. 75
Tabela 17 - Caracterização das classes de NDWI 77
Tabela 18 - Valores absolutos e relativos de NDWI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005 77
Tabela 19 - Valores de NDWI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão. 77
Tabela 20 - Valores de Temperatura de Superfície - mínimos, médios, máximos e desvio padrão. 80
Tabela 21 - Valores absolutos e relativos da Temperatura de Superfície no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005 80
Tabela 22 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 3. 99
Tabela 23 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 5. 99
Tabela 24 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 6. 99
Tabela 25 - Coeficientes de Determinação Padronizados. 101
Tabela 26 - Contribuição relativa de cada tema para geração do mapa de indicativo de desertificação 102

Tabela 27 - Coeficiente de Determinação das regressões múltiplas do mapa de ID em cada ano 103
Tabela 28 - R^2 entre o mapa de ID e os índices indicadores 103
Tabela 29 - Valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão do ID. 104
Tabela 30 - Valores absolutos e percentuais da classificação do ID.....104

LISTAS DE ABREVIATURAS

AHP	Analytic Hierarchy Process
ARVI	Índice de Vegetação Resistente a Atmosfera
ASD	Áreas Susceptíveis à Desertificação
BDMEP	Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa
BSI	Bare Soil Index
CCD	Convenção de Combate à Desertificação
CHESF	Companhia Hidro Elétrica do Sâo Francisco
Embrapa	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ETM	Enhanced Thematic Mapper
GSI	Geological Strength Index
IA	Índice de Aridez
IAF	Índice de Área Foliar
ICID	International Conference on Climate, Sustainability and Development in Semi-arid Regions
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
IDTC	Índice de Degradação de Terras da Caatinga
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IO	índice de óxidos de ferro
ISDNEB	Índice de Susceptibilidade de Desertificação
LANDSAT	Land Remote Sensing Satellite
MDE	Modelo Digital do Terreno
MMA	Ministério do Meio Ambiente
ND	Número digital
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NEB	Nordeste Brasileiro
NIR	Near Infrared
OLI	Operacional Terra Imager
ONU	Organização das Nações Unidas
PNCD	Programa Nacional de Combate à Desertificação
RAI	Rainfall Anomaly Index
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SPEI	Índice Padrão de Evapotranspiração
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
T sup	Temperatura de Superfície
TGSI	índice de tamanho da granulação média do solo
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
UNCCD	United Nations Convention to Combat Desertification
USGS	United States Geological Survey
ZAPE	Zoneamento Agroecológico de Pernambuco
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 20
2 OBJETIVOS DO TRABALHO 23
2.1 OBJETIVO GERAL 23
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 23
3 REVISÃO DE LITERATURA 24
3.1 A DESERTIFICAÇÃO 24
3.1.1 A Desertificação No Brasil 26
3.1.2 Núcleos de Desertificação 29
3.2 INDICADORES DO PROCESSO DE DESERTIFICAÇÃO 31
3.3 SENSORIAMENTO REMOTO PARA ESTUDO DA DESERTIFICAÇÃO 35
3.3.1 Índices Espectrais da Desertificação 35
3.3.1.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) 37
3.3.1.2 Índice de Vegetação Ajustado por Solo (SAVI) 38
3.3.1.3 Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDWI) 39
3.3.1.4 Temperatura de Superfície por Sensoriamento Remoto 40
3.3.1.5 Pedologia e geomorfologia 41
3.3.2 Modelagem Integrada da Desertificação 41
3.3.3 Sensores e Ferramentas de Geoprocessamento 44
3.3.3.1 Sensor Landsat 44
3.3.3.2 QGIS 46
3.3.3.3 Análise Estatística 46
3.3.3.4 Processo Analítico Hierárquico (AHP) 48
4 MATERIAL E MÉTODOS 50
4.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO 50
4.1.1 Caracterização Geomorfológica 51
4.1.2 Caracterização Pedológica 52
4.1.3 Clima 53
4.1.4 Dados Hidrometeorológicos 54
4.2 PROCESSAMENTO DA IMAGENS 57
4.2.1 Determinação dos indicadores de desertificação 58
4.2.1.1 Processamento das imagens Landsat 5 59
4.2.1.2 Processamento das imagens Landsat 8 62

4.2.2 Corte e Caracterização das Amostras de Pixel 63
4.2.3 Reclassificação dos índices 64
4.2.4 Análise Estatística 66
4.2.5 Processo Analítico Hierárquico (AHP) 67
4.2.6 Integração dos Indicadores por Álgebra de Mapas 69
5 RESULTADOS 70
5.1 ESPACIALIZAÇÃO DOS INDICADORES DE DESERTIFICAÇÃO 70
5.1.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) 70
5.1.2 Índice de Vegetação Ajustado por Solo (SAVI) 73
5.1.3 Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDWI) 77
5.1.4 Temperatura de Superfície (Tsup) 79
5.2 ANÁLISE DAS AMOSTRAS DE PIXEL 83
5.3 REGRESSÕES ENTRE OS INDICADORES DE DESERTIFICAÇÃO 97
5.4 INDICATIVO DE DESERTIFICAÇÃO (ID) 101
6 CONCLUSÕES 109
REFERÊNCIAS 112
APÊNDICE A - Processamento das imagens LANDSAT 5 121
APÊNDICE B - Processamento das imagens LANDSAT 8 125
APÊNDICE C - Reclassificação Dos Resultados 129
APÊNDICE D - Integração 132
APÊNDICE E - Área de estudo englobando o Núcleo de desertificação de Cabrobó-PE e os Municípios de Petrolândia e Tacaratu 133
APÊNDICE F - Área de estudo e a localização das amostras de pixel ... 134
APÊNDICE G - Altimetria da área de estudo 135
APÊNDICE H - Carta Georreferenciada do NDVI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 136
APÊNDICE I - Carta Georreferenciada do SAVI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 137
APÊNDICE J - Carta Georreferenciada do NDWI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 138
APÊNDICE K - Carta Georreferenciada da Temperatura de Superfície (Tsup) no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 139

APÊNDICE L - Carta Georreferenciada do Indicativo de Desertificação no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 140
APÊNDICE M - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDVI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 141
APÊNDICE N - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDVI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 142
APÊNDICE O - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do SAVI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 143
APÊNDICE P - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do SAVI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 144
APÊNDICE Q - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDWI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 145
APÊNDICE R - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDWI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 146
APÊNDICE S - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização da Tsup nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 147
APÊNDICE T - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização da Tsup nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6 nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015 148
ANEXO A - Domínios Geomorfológicos da Área de Estudo.....149
ANEXO B - Pedologia da Área de Estudo.....150
ANEXO C - Boxplot da Precipitação Mensal dos Anos Estudados.....151
ANEXO D - Índice Padronizado de Precipitação (SPI) dos Anos Estudados 152

1 INTRODUÇÃO

Entende-se por Desertificação o fenômeno provocado pela deterioração das terras nas superfícies áridas, semiáridas e subúmidas secas. É efeito das atividades antrópicas e também das mutabilidades climáticas (BRASIL, 1998).

Os prejuízos gerados por esse processo, principalmente nos níveis mais acentuados, afetam de forma direta a qualidade de vida da população. Segundo Guo *et al.* (2017), a desertificação prejudica o bem-estar de mais de 250 milhões de pessoas pelo mundo. Entre esses danos se enquadram os impactos ambientais, sociais, econômicos, culturais e políticos, que se relacionam entre si, despertando a necessidade de promover pesquisas voltadas à essas áreas, para que os resultados subsidiem medidas de recuperação e prevenção.

No Brasil, segundo o Ministério do Meio Ambiente (2005), as Áreas Susceptíveis à Desertificação (ASD) concentram-se, predominantemente, na região Nordeste do país, incluindo os espaços semiáridos e subúmidos secos, além de algumas áreas nos estados de Minas Gerais e do Espírito Santo, na região do sudeste brasileiro adjacente aos espaços subúmidos secos ou semiáridos.

As ASD's representam 1.338.076 km² (15,72% do território brasileiro) e abrigam uma população de mais de 31,6 milhões de habitantes (18,65% da população do país). Estas, foram categorizadas quanto ao risco à desertificação, as regiões mais severas constituem os Núcleos de Desertificação de Gilbués (PI), Irauçuba (CE), Seridó (PB) e Cabrobó (PE) (MMA, 2005; MMA, 2006).

Dentre estas áreas, foi escolhido para área de estudo o Núcleo de Desertificação de Cabrobó-PE, integrado pelos municípios de Belém de São Francisco, Cabrobó, Carnaubeira da Penha, Floresta e Itacuruba, junto a uma área de entorno que compreende os municípios de Petrolândia e Tacaratu, bem como uma porção do estado da Bahia. Selecionado por sua consolidação como área de alto risco à desertificação; pela disponibilidade de séries de imagens com grande amplitude temporal e com pouca ou nenhuma cobertura de nuvens; e pela proximidade aos perímetros irrigados de Petrolândia, além de fornecer um contraste nos cenários espacializados é uma importante região agrícola de Pernambuco.

Apesar da grande quantidade de estudos sobre a temática, a desertificação ainda é alvo de controvérsias metodológicas e conceituais. Na bibliografia, é observado grande heterogeneidade nos métodos aplicados, destacando a

descontinuidade desta linha de pesquisa. De modo geral, nota-se um progressivo uso de geotecnologias em pesquisas sobre esta temática (BARROS *et al.*, 2012). Ocorrências de desertificação, nas quais o ambiente perde umidade e fertilidade, provocam a diminuição acentuada da vegetação, exposição do solo, elevação da temperatura, que alteram profundamente a interação da radiação da eletromagnética com o meio.

Segundo Chang *et al.* (2017), uma combinação de diferentes índices que representam o estresse da vegetação, o déficit de água e o estado de umidade do solo podem descrever melhor a gravidade e as mudanças na degradação que cada índice isoladamente. A integração desses elementos possibilita obter um diagnóstico das diferentes categorias hierárquicas da vulnerabilidade dos ambientes naturais, frente aos diferentes estados de equilíbrio e desequilíbrio que o meio está submetido (DIAS e SILVA, 2014).

Dentro desse contexto, esta pesquisa traz uma carta de Indicativo de Desertificação (ID) obtida a partir da análise e integração dos temas: Solos, Cobertura vegetal, Umidade e Temperatura de superfície, sendo aqui considerados os Indicadores do processo de desertificação, com o apoio dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG).

Os Indicadores foram expressos por meio dos índices espectrais: NDVI, SAVI, NDWI e Temperatura de superfície, obtidos através aplicação da modelagem cartográfica em imagens de séries temporais dos sensores Landsat 5 e 8, processadas no QGIS. Os produtos Landsat se destacam por sua ampla aplicação, principalmente quando associados à SIG e softwares de modelagem matemática, como o QGIS e o Matlab, colaborando para a análise da superfície.

Foi empregada também a modelagem matemática para obtenção da carta de Indicativo de Desertificação. Para tal, foi empregado o algoritmo Análise Hierárquica Processual (AHP), que se trata de uma metodologia multicriterial de modelagem de dados, que atribui pesos e suaviza a subjetividade de proposições conceituais na combinação de diferentes indicadores.

Foi realizada a análise estatística da relação entre os indicadores em Matlab e Excel, em que a estimativa de distribuição e tendências dos índices foram relatados e foi proposta uma abordagem de modelagem orientada para o processo de desertificação, que explore os mecanismos biofísicos indentificados. Vale salientar que, por não compreender indicadores de produtividade das terras e fatores sociais,

a metodologia adotada resultou no mapeamento das áreas com indicativo de desertificação sobre o ponto de vista natural com ênfase dada as mudanças espectrais temporais.

Assim, essa pesquisa contribui com os estudos, diagnósticos e discussões sobre as mudanças ambientais com vistas ao processo de desertificação, por meio de modelagem matemática com o uso do algoritmo AHP, desenvolvido por Saaty (1977), analisando o comportamento espaço-temporal dos índices NDVI, SAVI, NDWI e Tsup, além do Indicativo de Desertificação proposto no núcleo de Cabrobó-PE e adjacências., cujos mapas resultantes foram apresentados nos Apêndices para proporcionar melhor visualização.

2 OBJETIVOS DO TRABALHO

2.1 OBJETIVO GERAL

Analisar o comportamento espaço-temporal do Indicativo de Desertificação no núcleo de Cabrobó-PE e entorno, a partir da modelagem de indicadores espectrais extraídos de imagens orbitais.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Analisar a dinâmica espaço–temporal de parâmetros biofísicos (NDVI, SAVI, NDWI e Temperatura de Superfície) na detecção de mudanças ambientais no período estudado;
2. Empregar regressões entre as variáveis para investigar a relação dos diferentes índices físicos selecionados;
3. Propor uma modelagem orientada para o processo de desertificação aplicando Álgebra de Mapas, que explore as relações dos índices, baseadas nas regressões.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 A DESERTIFICAÇÃO

A primeira vez que foi empregado o termo “desertificação” foi em 1949, na publicação Climats, Forests et Desertification de l`Áfrique Tropicale, do autor Aubreville, fazendo referência à substituição de florestas tropicais e subtropicais por savanas. O mesmo termo começou a ser utilizado para definir o problema ambiental global devido às condições de seca em regiões da África (ALMEIDA *et al.*, 2014).

É relevante salientar que, o processo da desertificação não transforma necessariamente a área afetada em área desértica (UNCCD, 2011). Segundo Matallo Júnior (2009), há um profundo debate sobre as diferenças entre desertificação e desertização (formação de desertos). Explica que os conceitos são inquestionavelmente distintos. Desertos são frutos da evolução climática e, desertificação é consequência da gestão inapropriada de recursos naturais em regiões pré-dispostas.

Também existe um conflito com o conceito de degradação de terras, que segundo Martallo Jr. (2001), abrange a degradação de solos, vegetação, recursos hídricos, e redução da qualidade de vida da população. Conflita ainda com o fenômeno da seca, que se trata de um evento natural, se diferencia por ser mais “visível”, e ocorre em curto prazo, enquanto a desertificação é um processo que ocorre durante longos períodos (10 ou mais anos).

A seca ocorre quando o volume de precipitação baixa, além do habitual, para uma determinada área, afetando negativamente a disponibilidade hidrológica. Enquanto a desertificação é resultado de um complexo somatório de eventos que sobrecarregam o equilíbrio ambiental, como: atividades antrópicas de produção, desmatamento, erosão, salinização, e a seca é um agravante que potencializa a sobrecarga. Deste modo, pode-se afirmar que seca e desertificação mostram-se como fenômenos diferentes, entretanto bastante relacionados.

Ainda existem questionamentos importantes sobre a definição, decorrentes de fragilidades conceituais, como também da consequente interdisciplinaridade do assunto, por envolver conhecimentos dos aspectos físicos, biológicos, hídricos e socioeconômicos das regiões afetadas (SOUSA, 2012).

Caracterizada como o “processo de degradação das terras das regiões áridas, semiáridas e subúmidas secas, resultante de impactos adversos, entre eles as

variações climáticas e as atividades humanas", a conceituação da desertificação relaciona as degradações do solo, da fauna, da flora e dos recursos hídricos (UNCCD, 2011). Diante da severidade dos danos da desertificação foi confirmada a imperatividade de um encontro que debatesse especificamente a desertificação.

Desta forma, em 1977 foi concretizada a Conferência das Nações Unidas para o combate à Desertificação, na cidade de Nairóbi, Quênia. Como resultado, obteve-se a consolidação do assunto, levando a comunidade internacional a aumentar suas preocupações a respeito de seus problemas ambientais. Além de destacar na pauta as regiões com climas áridos e semiáridos, e criar do Plano de Ação Mundial contra a Desertificação (MMA, 2005; UNCCD, 2011).

Plano de Ação Mundial de 1977, obteve fraco desempenho, os poucos resultados levaram alguns países a propor mais um grande evento. Ocorreu então, a Conferência Internacional sobre Variações Climáticas e Desenvolvimento Sustentável no Semiárido (ICID), em 1992, em Fortaleza-CE. Esse foi o único evento mundial dedicado às Zonas Áridas e Semiáridas do planeta, além de ter sido um evento preparatório para Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento (CNUMAD). A ICID contou com representantes de, aproximadamente, 70 países, dos quatro continentes, e forneceu bases técnicas e políticas para reivindicar uma convenção específica para as áreas afetadas (MMA, 2005).

Ocorreu então, a CNUMAD, no Rio de Janeiro, conhecida como Rio-92, que incluiu as convenções de: Mudança Climática, Diversidade Biológica e a das Nações Unidas de Combate à Desertificação nos Países Afetados por Seca Grave e/ou Desertificação (UNCCD).

A UNCCD, foi considerada um dos principais documentos resultantes desse evento, e passou a valer a partir de 26 de dezembro de 1996, e o Brasil tornou-se integrante em 25 de junho de 1997, hoje 191 países a compõe, cujo principal comprometimento é preparar um Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação, conhecido por PAN. (MMA, 2005; UNCCD, 2011, ALMEIDA *et al.*, 2014). Seus resultados foram traduzidos em um documento que ficou conhecido como Agenda 21.

Seguindo o raciocínio, formulou-se a Agenda 21 Brasileira, que se trata de um documento com diretrizes para o planejamento estratégico participativo, conduzido pela Comissão de Políticas de Desenvolvimento Sustentável e da Agenda 21 Nacional

(CPDS) (ALMEIDA *et al.*, 2014). Foi elaborado o Programa Nacional de Combate à Desertificação (PNCD), que relacionava os compromissos assumidos pelo governo sobre o combate à desertificação desde a ICID e da ECO-92. Também foi elaborado o Projeto Áridas, que promoveu o enriquecimento dos conhecimentos relacionados aos processos de desertificação, além disso, possuía estratégia que privilegiava a preocupação com a sustentabilidade do desenvolvimento (MMA, 2005).

Atualmente, os principais documentos de referência da desertificação no Brasil são o PAN-Brasil, elaborado de 2003 a 2005, e o Atlas das Áreas Suscetíveis à Desertificação do Brasil, em 2006. O PAN-Brasil foi o resultado da iniciativa da Secretaria de Recursos Hídricos do Ministério do Meio Ambiente, e objetivou estabelecer diretrizes e instrumentos legais e institucionais que otimizassem a formulação e execução de políticas públicas e investimentos privados nas Áreas Suscetíveis à Desertificação (ASD).

O Atlas das Áreas Suscetíveis à Desertificação do Brasil, expõe as características gerais das ASD's, é composto por 66 mapas que esboçam o perfil ambiental, produtivo e demográfico da região afetada, que engloba a região Nordeste, além dos Estados do Espírito Santo e Minas Gerais.

Em específico, o governo de Pernambuco homologou em 2010, foi criada a Política Estadual de Enfrentamento às Mudanças Climáticas de Pernambuco, objetivando gerar informações periódicas e criar indicadores sobre as vulnerabilidades do estado às mudanças climáticas (Art. 3º, Lei n° 14.090, de 17 de junho de 2010), visando identificar e monitorar os processos de desertificação para dar suporte à gestão pública, e à recuperação de áreas degradadas (PERNAMBUCO, 2011; FERREIRA *et al.*, 2014). Esse documento apresenta o Sertão Pernambucano como cenário dos processos de desertificação em função das suas propriedades vulneráveis e pré-disposições naturais.

3.1.1 A Desertificação No Brasil

Os estudos relacionados à desertificação se iniciaram no Brasil em 1971, com o trabalho *Núcleos de Desertificação no Polígono das Secas* do professor João Vasconcelos Sobrinho, onde o autor afirmou que os ventos quentes e secos, que caracterizam o ambiente semiárido do Nordeste brasileiro, seriam, em grande parte, responsáveis pelos altos índices de evaporação dos solos, rios e depósitos de água (SOUSA, 2012).

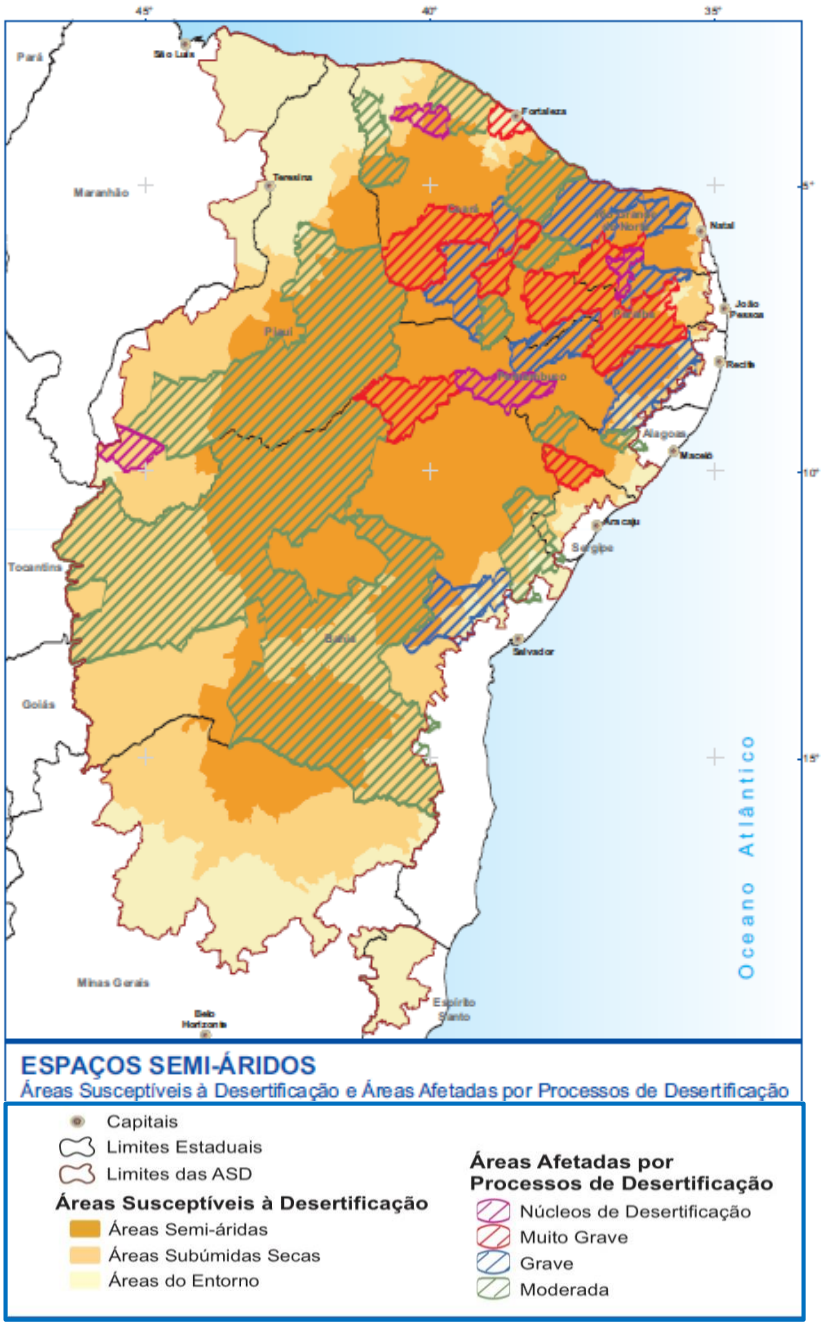
No Brasil, as ocorrências dos processos de desertificação são observadas em 1.338.076 km² do território (Figura 01). Sobretudo, na região Nordeste do país e áreas de entorno, nos estados de Minas Gerais e do Espírito Santo, na região do Sudeste (FERREIRA *et al.*, 2014; MMA, 2006). Essas regiões são denominadas “Áreas Susceptíveis à Desertificação – ASD”. Segundo o PAN-Brasil elas compreendem:

a) Núcleos de Desertificação;
b) Áreas Semiáridas e Subúmidas Secas;
c) Áreas do Entorno das Áreas Semiáridas e Subúmidas Secas;
d) Bioma Caatinga;
e) Polígono das Secas; e
f) Semiárido do Fundo Constitucional de Financiamento do Nordeste.

O Estado de Pernambuco possui uma área de 89.151,75 Km² dentro das ASD’s, equivalente à 90,68% da superfície do estado (FERREIRA *et al.*, 2014). Traduzidos em números absolutos, significa dizer que dos seus 185 municípios, o Estado de Pernambuco possui 135 nas áreas suscetíveis à desertificação, ou seja, podem ser atingidos ou já se encontram afetados pelo processo da desertificação. Dentro deste, se insere O Núcleo de desertificação do Cabrobó-PE, integrado pelos municípios de Belém de São Francisco, Cabrobó, Carnaubeira da Penha, Floresta e Itacuruba, totalizando uma área de 8.537,02 km².

O Instituto Desert elaborou um sistema com 19 indicadores para representar os componentes físicos, biológicos, sociais e econômicos relacionados a processos de desertificação com intenção de hierarquizar a gravidade dos processos (MATALLO Jr., 2001). Este mesmo autor reconheceu a importância dessa metodologia, pois, mesmo precisando de aprimoramentos, foi a pioneira na aplicação de indicadores no Brasil, além de mobilizar a comunidade científica para o problema.

Figura 01 - Mapa da abrangência das ASD's e Áreas Afetadas por Processos de Desertificação categorizadas conforme sua gravidade



Fonte: MMA (2006)

Segundo MMA (2006), nesta análise considerou-se apenas a presença ou ausência dos indicadores, ou seja, não foram considerados os distintos graus de influência. A partir da aplicação dos indicadores, as áreas foram classificadas em:

a) Muito grave: áreas que apresentam ao menos 15 dos 19 indicadores;

b) Grave: áreas que apresentam entre 11 e 14 indicadores, e;

c) Moderada: apresentando entre 6 e 10 indicadores.

As Áreas Susceptíveis à Desertificação ASD's e áreas afetadas por processos de desertificação categorizadas conforme a metodologia de gravidade do instituto Desert, foram ilustradas na Figura 01.

As ASD's são ambientes caracterizados por (MMA, 2006; AQUINO, OLIVEIRA e ALMEIDA, 2012; FRANCISCO *et al.*, 2012; TORRES e PFALTZGRAFF, 2014):

- A caatinga é o bioma característico das ASD's, compreendendo cerca de 62% desta região. Com vegetação de pequeno porte e concentração reduzida;
- Clima semiárido, subúmido seco, com alta variabilidade espacial dos índices médios de chuva (600 a 2.100 mm). Os menores valores de precipitação média estão localizados entre a Bahia e Pernambuco;
- O relevo é caracterizado por planaltos (chapadões e as chapadas - áreas altas e planas) e depressões (entorno dos grandes rios). As unidades geológicas predominantes consistem de rochas cristalinas (na porção oriental) e grandes bacias de rochas sedimentares (porção ocidental);
- Predominam solos do tipo Latossolos caracterizados por serem profundos, com textura variada, geralmente de origem sedimentar, relevo plano, fertilidade baixa a média; Luvissolos Crômicos (antigos Brunos não Cálcicos), que têm baixa permeabilidade e muito suscetíveis à erosão. Sua ocorrência é marcante na região mais afetada pela seca, principalmente nos Estados de Pernambuco, Paraíba, Ceará e Rio Grande do Norte.

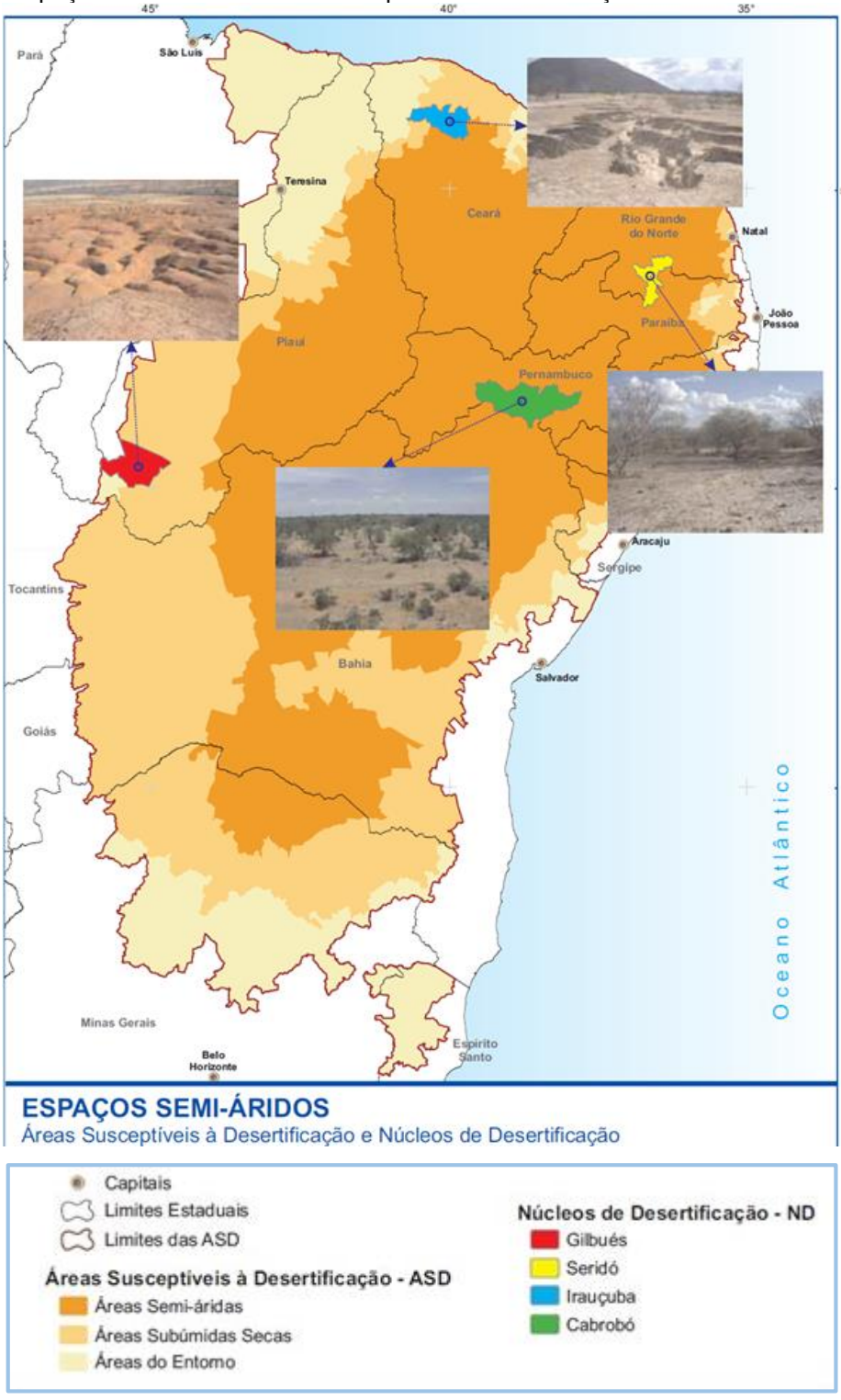
3.1.2 Núcleos de Desertificação

O Ministério do Meio Ambiente categorizou quatro áreas como de alto risco à desertificação que receberam o nome de Núcleos de Desertificação, são elas: Gilbués (PI), Irauçuba (CE), Seridó (PB) e Cabrobó (PE), ilustrados na Figura 02. Os Núcleos de Desertificação tendem a expandir, assim os quatro Núcleos de desertificação tiveram suas áreas ampliadas com a anexação de municípios vizinhos.

Segundo Sá *et al.* (2011) os núcleos se encontram com degradação avançada chegando ao patamar de desertificação. Apresentam o fator antrópico como o principal agente da intensa degradação, através do desmatamento da Caatinga para a extração de lenha e argila, uso intensivo dos recursos naturais e superpastejo. Com grau de impacto variável, devido às distintas características geomorfológicas, pedológicas e climáticas (MMA, 2006).

De acordo com o Programa de Ação Nacional de Combate à Desertificação do Brasil, MMA (2005), os Núcleos de Desertificação têm uma dupla importância conceitual: ora se caracterizam como o efeito máximo do processo de degradação ambiental, ora representam seu indicador mais importante.

Figura 02 - Espaços semiáridos - Áreas susceptíveis à Desertificação e Núcleos de Desertificação.



Fonte: MMA (2006)

3.2 INDICADORES DO PROCESSO DE DESERTIFICAÇÃO

A desertificação é um processo dinâmico e progressivo de degradação ambiental (UNCCD, 2011). Esse dinamismo consiste numa série cíclica de eventos de degradação, que ocorrem pela atuação combinada de vulnerabilidades naturais e atividades humanas, que podem desencadear um processo de desertificação, assim como potencializar fragilidades pré-existentes ou um processo já atuante (FERREIRA *et al.*, 2014).

Lopes *et al.* (2009) observaram que a desertificação pode ser desencadeada e/ou alimentada por uma variedade de atividades humanas ou predisposições naturais, comumente correlacionadas, que colaboram com o desequilíbrio do ecossistema. As ações antrópicas concentram-se entre práticas agrícolas inadequadas, mas, também incluem a mineração, turismo, assentamentos, desmatamento, enquanto os fatores naturais englobam as condições climáticas, geológicas, topográficas e vegetais.

Oliveira-Galvão e Saito (2003), classificaram os agentes da desertificação como: potencial à desertificação (pecuário, agrícola, irrigação, exploração dos recursos florestais e mineração), e risco à desertificação (erosão, salinização dos solos e perda da biodiversidade). E concluiu que, na susceptibilidade à desertificação, os riscos ao desenvolvimento de processos degenerativos atuam de forma mais determinante do que as potencialidades das atividades humanas, cujo caráter degenerativo depende da adoção de práticas indevidas do que da atividade em si.

Muitos autores destacam fatores potenciais de deflagração de processos de degradação do solo e da cobertura vegetal, e que aceleram e agravam o processo de desertificação, associados à produção agropecuária (LOPES *et al.*, 2009; AQUINO, OLIVEIRA, e ALMEIDA, 2012; SILVA *et al.*, 2011; FERREIRA *et al.*, 2014; SILVA e SILVA, 2015; SOARES *et al.*, 2016; CORREA, BARROS e ALMEIDA, 2016). Os principais pontos discutidos são:

- Mau uso da irrigação: A ausência de drenagem das águas de irrigação, ou irrigação em grandes volumes de água pode levar à salinização, pois, o excesso de água dissolve muitos sais presentes no solo e, devido as altas taxas de evapotranspiração nas terras secas, há rápida evaporação da água conduzindo à acumulação de sais.

- O manejo inadequado do solo: a tentativa de aumentar a produtividade por meio da mecanização pode levar à compactação e, por consequência, a maior sensibilidade à erosão.
- Sobrepastoreio na criação de animais: o pastoreio de caprinos e ovinos acima da capacidade de suporte do ambiente também causam compactação.
- Queimadas: que empobrecem o solo e prejudicam a regeneração vegetal.
- Desmatamento: nas terras secas este fenômeno está associado à abertura de terras para o cultivo, produção de carvão, e coleta de lenha para uso doméstico.

Nobre (2011) e Silva e Silva (2015) afirmaram que áreas sobre o clima semiárido, com a predominância do bioma de Caatinga, apresenta alta vulnerabilidade climática à desertificação diante dos cenários de mudanças climáticas projetados. Caatinga tem plantas com folhas transformadas em espinhos, cutículas altamente impermeáveis e caules suculentos, entre outros mecanismos desenvolvidos para armazenar e diminuir a perda de água nos períodos de estiagem. Apresenta árvores baixas e arbustos que, em geral, perdem as folhas na estação das secas (FRANCISCO *et al.*, 2012; MMA, 2006).

Nas regiões caracterizadas pela semiaridez, nota-se uma desproporção entre oferta e demanda dos recursos naturais e, em períodos de seca, a pressão sobre este desequilíbrio intensifica-se (MMA, 2006).

Como se espera que as mudanças climáticas tornem as secas mais frequentes e graves no futuro, Vicente-Serrano *et al.* (2015) preocuparam-se em explicar a contradição de a seca ser considerada ou não um dos principais fatores que desencadeiam os processos de degradação da terra. Ele argumenta que a seca não poderia ser um fator em virtude da resistência natural da vegetação semiárida, em contrapartida as limitações do bioma somada à pressão das perturbações antropogênicas e à um evento de intensificação da seca, afastam as condições de estado natural de regiões semiáridas, tornando-as propensas a processos de degradação da terra.

Concordando com este autor, MMA (2005) explicou que toda Caatinga hiperxerófita (vegetação de pequeno porte, com distribuição bastante espaçada) é uma área presumivelmente comprometida com o processo de desertificação, o qual se acentua a cada estio anual e, principalmente, após cada seca. Nos períodos chuvosos, verifica-se um esforço de recuperação vegetativa que nem sempre é recompensado integralmente.

A vulnerabilidade à desertificação em muito se relaciona ao cenário pedológico. Para Correa, Barros e Almeida (2016), os solos fornecem um enquadramento geomorfológico à desertificação, pois uma evidência marcante sobre os processos de desertificação é dada pela perda do potencial produtivo, que ocorre tanto pela erosão, quanto pelas mudanças físicas ou químicas da pedologia, como: a compactação, salinização e perda de nutrientes.

O potencial de degradação dos processos erosivos é mais forte em sedimentos inconsolidados como os depósitos aluviais (sedimentos depositados por um curso d`água) ou coluviais (mistura de solos e fragmentos de rochas trazidos das zonas mais altas que se mistura com o solo local), comuns no semiárido do Nordeste do Brasil. Adicionalmente, deve-se considerar as alterações ocorridas no interior dos horizontes dos solos, como a salinização, frequente em solos aluviais em muitos projetos de irrigação (SÁ *et al*., 2015; CORREA, BARROS e ALMEIDA (2016). Desse modo, o solo exposto é um reflexo indireto da supressão gradativa estrutural ou de nutrientes do solo, somada à degradação humana nas terras secas, o que justifica a importância de complementar o estudo com as informações das vulnerabilidades pedológicas naturais.

Segundo Correa, Barros e Almeida (2016), praticamente qualquer tipo de uso da terra nas regiões áridas e semiáridas tem o potencial de conduzir à desertificação, sobretudo se a pedologia é especialmente vulnerável, como no caso das planícies aluviais.

Ferreira *et al.* (2014), destaca a exposição do solo aos agentes erosivos, variações térmicas e insolação como fatores potenciais de desertificação, uma vez que, o horizonte superficial é o mais sensível ao uso e, o mais relacionado à fertilidade.

De acordo com o Ministério do Meio Ambiente (2005), os processos de erosão se acentuam depois de cada período de estiagem. Quando volta o período chuvoso, caracterizado pela torrencialidade, estando a vegetação desprovida de folhagem e, por conseguinte, não assegurando proteção ao solo, este sofre, então, uma enorme perda devido à ação do escoamento superficial.

A natureza da erosão é particularmente a laminar, com casuais ocorrências de erosão em sulcos ou “voçorocas”, em virtude da baixa profundidade dos solos. Alterações do relevo e da cobertura pedológica resultam em mudanças hidrológicas que desencadeiam efeitos negativos sobre a produtividade das terras. Assim, os

fatores geomorfológicos estão profundamente interligados aos processos de desertificação (MMA, 2005; CORREA, BARROS e ALMEIDA, 2016).

Os processos erosivos também são frequentemente, comandados pela ação eólica. Segundo MMA (2005), se observa a ocorrência de erosão eólica, durante a estação estiada, quando é carreada a parte fina do solo (argila e limo), como acontece durante as ocasionais tempestades de pó (“as ventanias de poeira”), comuns no Sertão do São Francisco, em Pernambuco e na Bahia.

Esse fenômeno é chamado de Deflação, e consiste na erosão causada pelo vento, que movimenta os fragmentos superficiais mais finos, deixando, em sua maioria, pedras e pedregulhos. Tem comum ocorrência em regiões de dunas e desérticas. O trabalho dos ventos em regiões subúmidas e semiáridas é mais intenso do que nas regiões úmidas, devido à baixa umidade que confere pouca aderência entre as partículas do solo, além da ausência/pobreza da cobertura vegetal, que diminui o atrito, de maneira que a movimentação do ar junto à superfície é mais livre favorecendo a ação eólica (SILVA *et al.*, 2011).

De acordo com Lopes (2009), solos suscetíveis à erosão e embasamento contendo rochas que dificultam o acúmulo de água subterrânea são fatores que contribuem para o avanço da desertificação.

MMA (2005), explica que a ocorrência de áreas de solos rasos, quase reduzidas ao afloramento rochoso, tem como efeito a baixa capacidade de retenção de água e deficiências em matéria orgânica e nutrientes, denotando grande perda de potencial produtivo. Essas áreas se destacam quando regiões próximas, sob o mesmo clima, apresentam fertilidade muito discrepante.

O predomínio de solos rasos se dá, de acordo com Correa, Barros e Almeida (2016), graças as baixas taxas de formação/evolução devido à limitada oferta hídrica para o intemperismo. Ou seja, junto aos fatores gerais que conduzem os eventos de desertificação, há fatores locais determinados pelas condições de solo.

Por fim, durante o processo de desertificação o ambiente sofre grande perda de umidade e fertilidade, diminuição acentuada da vegetação, exposição do solo e elevação da temperatura. Em que, os fatores discutidos são considerados os principais relacionados a esses danos.

3.3 SENSORIAMENTO REMOTO PARA ESTUDO DA DESERTIFICAÇÃO

O monitoramento do campo pode fornecer informações importantes sobre o processo de desertificação. No entanto, sua aplicação é muitas vezes limitada devido à sua baixa cobertura espacial, em comparação a detecção remota, que é uma maneira eficiente e econômica de extrair informações em várias escalas temporais e espaciais e tornou-se uma ferramenta valiosa para monitorar a mudança ambiental (GUO *et al.*, 2017).

O sensoriamento remoto é de grande auxílio no que diz respeito a avaliação, manejo e gestão de recursos naturais (MATOS *et al.*, 2015). Pois, para Vicente-Serrando *et al.* (2015), fornece uma visão global a longo prazo da dinâmica da superfície e complementam estudos mais detalhados, e em combinação com as ferramentas do geoprocessamento, esses dados podem permitir maior compreensão dos mecanismos de degradação da terra e as consequências da evolução de sua gravidade.

Muitos autores, como Wang *et al.* (2012), Tong *et al.* (2016), Zanchetta *et al.* (2016) e Guo *et al.* (2017), recomendam o uso do sensoriamento remoto e geoprocessamento para estudo da desertificação. Pois os danos do processo de desertificação alteram profundamente a interação da radiação da eletromagnética com o meio.

3.3.1 Índices Espectrais da Desertificação

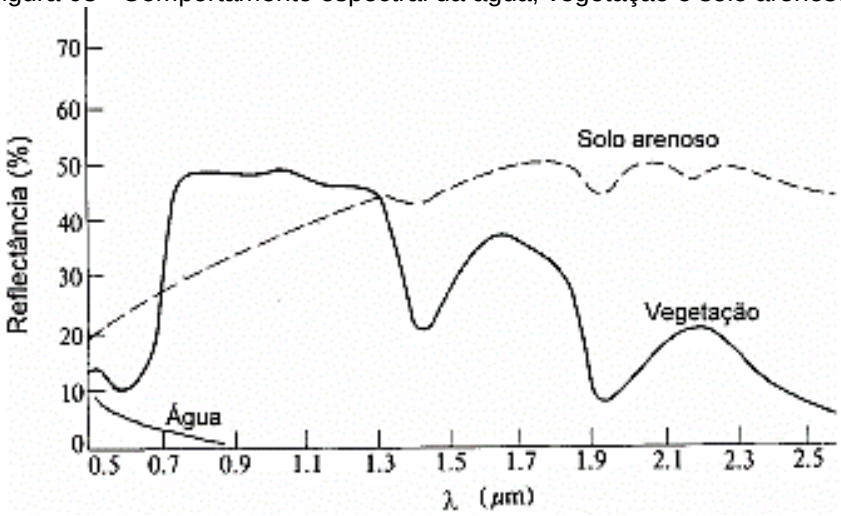
Os índices espectrais oferecem informação de uma maneira quantitativa, simples, de fácil compreensão, e são construídos a partir da modelagem de características das trocas radiativas da superfície.

Segundo Meneses *et al.* (2012) a possibilidade de distinguir os diferentes tipos de materiais por suas diferenças de reflectância é uma das principais motivações do sensoriamento remoto moderno. Isso é possível graças ao distinto comportamento espectral dos elementos da superfície, que é definido pela intensidade relativa com que cada corpo reflete ou emite a radiação eletromagnética nos diversos comprimentos de onda.

Refletindo a partir dos indicadores da desertificação, pode-se inferir que os mais importantes são: a cobertura vegetal, a umidade, a temperatura da superfície, além das características dos solos. Cada uma dessas superfícies possui comportamento espectral específico, que pode ser visto na Figura 03, onde três alvos

são apresentados: água, solo e vegetação, que em uma faixa do espectro eletromagnético compreendida entre 0,5 a 2,5 µm, com diferentes formas e intensidade de reflectância.

Figura 03 - Comportamento espectral da água, vegetação e solo arenoso.



Fonte: Rosa (2009)

Segundo Novo (2010), o comportamento espectral da vegetação se modifica ao longo do seu ciclo vegetativo, de acordo com o tipo de cultura, com o ângulo de visada, com a pigmentação, estrutura das folhas e com a região do espectro. Geralmente, na faixa do visível (até os 0,7µm), a reflectância é baixa (< 20%) devido alta absorção pelos pigmentos das plantas, exceto na faixa do verde (0,56 µm), onde as plantas são moderadamente transparentes, com aumento de reflexão, essa característica é responsáveis pela cor verde das plantas. No infravermelho próximo (0,7 - 1,3 µm), ocorre baixa absorção e considerável espalhamento interno em função da estrutura celular (mesófilo), logo, tem-se alta reflectância. No infravermelho médio (1,3 - 2,5 µm, encontram-se os máximos de absorção pela água, desta forma, a reflectância da vegetação diminui de acordo com a quantidade de água nas folhas (NOVO, 2010; PONZONI e SHIMABUKURO, 2010).

A água se apresenta em distintos estados físicos na superfície terrestre, os quais condicionam as características de reflexão e absorção. A água representada no gráfico está em estado líquido, e geralmente apresenta baixa reflectância ($\rho < 0,1$) entre 0,38 µm e 0,7 µm, absorvendo toda radiação a partir deste intervalo. Verificam-se as maiores reflectâncias na região do visível, mais especificamente, nos comprimentos de onda do azul e verde (FERREIRA e FILHO, 2009).

O comportamento espectral dos solos depende diretamente de sua composição química, física, biológica, mineralógica, além da exposição à radiação

eletromagnética. Os solos de textura arenosa, cores claras e com menor quantidade de umidade ou matéria orgânica, tendem a ter maior intensidade de reflectância (SOUSA JR, DEMATTÊ e GENÚ, 2008). No gráfico foi representado o comportamento do solo arenoso, com menor reflectância no visível, e maior reflectância no infravermelho médio. Comparado com as curvas de água e vegetação, os solos apresentam reflectância alta, sendo menor que a vegetação no infravermelho próximo (0,7 - 1,3 µm).

Assim, informações sobre os indicadores podem ser obtidas a partir de sensoriamento remoto, utilizando índices espectrais que evidenciem essas características, tais como: NDVI, SAVI, NDWI e Temperatura de Superfície.

3.3.1.1 **Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)**

As variações temporais na vegetação representam diretamente a dinâmica da biomassa em ecossistemas áridos e semiáridos, também possuem o poder de afetar o clima local e regional, e o equilíbrio hidrológico da superfície terrestre. Como a seca causa estresse à vegetação, a extensão de uma seca pode ser estimada por mudanças em índices de vegetação (GUO *et al.*, 2017; TONG *et al.*, 2016).

O Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) é a razão entre a diferença da reflectância no infravermelho próximo (NIR) e a reflectância vermelha, pela soma das mesmas, cujo valor matemático varia entre -1 e +1.

É um indicador numérico simples, onde suas tendências e dinâmicas fornecem uma estimativa grosseira da presença, densidade, saúde e mudança na cobertura vegetal, podendo ser usado para monitorá-las ao longo do tempo. As variações na vegetação são fáceis de interpretar a partir de imagens de satélite. Assim, os índices de vegetação extraídos de imagens de satélite são amplamente utilizados como indicadores na avaliação da desertificação (GUO *et al.*, 2017).

Francisco *et al.* (2012), concluíram que o melhor índice que se correlaciona com a cobertura vegetal da caatinga foi o NDVI, do período seco, e que a metodologia utilizada se mostra eficiente para caracterização, classificação desde bioma.

Valores de NDVI podem ser facilmente relacionados com distintas coberturas da superfície. De acordo com Matos *et al.* (2015), que estimaram o NDVI para a área do reservatório de Itaparica-PE, a água possui um valor de reflectância < 0,03; a área com nenhuma ou muito pouca vegetação com valor entre 0,03 e 0,3; a área com pouca

a média vegetação com valor entre 0,3 a 0,5; e com ocorrência de média a alta concentração de vegetação com valores superiores a 0,5.

Valores de NDVI abaixo de 0,4 para o período seco são mais compatíveis para respostas da vegetação de caatinga hiperxerófila (LOPES *et al*., 2010). Segundo Lamchin *et al.* (2016) e Tong *et al.* (2016), o NDVI é um dos índices de vegetação mais aplicados em estudos de desertificação em virtude de sua sensibilidade à vegetação fotossinteticamente ativa. Lamchin *et al.* (2016) analisaram a mudança da cobertura da terra e da desertificação na Mongólia, usando o NDVI, albedo da superfície e o TGSI, um índice de tamanho da granulação média do solo. O NDVI foi considerado o melhor indicador do processo de desertificação.

Vicente-Serrano *et al.* (2015) estudaram os potenciais processos de degradação da terra em regiões semiáridas em todo o mundo usando o Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice Padrão de Evapotranspiração (SPEI), para o período de 1981 a 2011. Foi aplicada correlação e regressão entre os índices para detectar regiões em que a variabilidade do NDVI estava relacionada à seca. Os resultados mostraram que a correlação foi positiva e estatisticamente significativa (67,9% da superfície árida total), o NDVI expressou bem a ocorrência de processos de degradação da terra. Estes autores ainda explicaram que a vegetação semiárida, sob condições naturais, não deveria ser severamente danificada por eventos extremos de seca porque é fenológica e morfologicamente resiliente a estes períodos e tem capacidade para se recuperar. No entanto, devido às perturbações antropogênicas o estado de equilíbrio natural é alterado e a capacidade regenerativa não compensa os danos sofridos, ocasionando progressivas perdas vegetativas.

3.3.1.2 **Índice de Vegetação Ajustado por Solo (SAVI)**

O uso do SAVI para estimar a densidade da vegetação em áreas com cobertura esparsa é recomendado, pois em regiões semiáridas um dos grandes problemas é a influência secundária do solo, bem como a mistura dos espectros solo-vegetação. A refletância do solo, da vegetação e as sombras se misturam interativamente para produzirem uma refletância composta, de modo que possibilita a superestimação da vegetação, fazendo necessário um ajuste ao solo. Os solos normalmente refletem mais que as plantas na região do visível, e menos na região do infravermelho próximo. Solos claros refletem mais que solos escuros. Índices baseados na razão, tais como

o índice de vegetação da diferença normalizada, tende a aumentar quando o solo do substrato é escuro, de baixa refletância (CHAVES *et al*., 2013).

Huete (1988) verificou que as características do solo têm uma considerável influência no espectro de radiação proveniente de dosséis vegetais e que a resposta espectral do solo em uma área com pouca cobertura vegetal poderia ser dominante sobre a resposta desta.

Desta forma, propôs o índice de vegetação ajustado ao solo (SAVI), que pode aumentar o alcance dinâmico do sinal de vegetação e minimizar a influência do solo de fundo, pois calcula a relação entre as regiões espectral vermelha e infravermelha usando um fator de ajuste (L) com valores de 1, 0,5 e 0,25 para cobertura de vegetação baixa, média e alta, respectivamente (HUETE, 1988).

Lima et al. (2016) desenvolveram um sistema de avaliação da desertificação através de 27 indicadores, em que, a cobertura vegetal e sua mudança ao longo do tempo foram representadas pelo SAVI. Os autores concluíram que o indicador atendeu satisfatoriamente às condições de descritor do problema: mensurabilidade, acessibilidade, relevância, facilidade de interpretação, credibilidade, aceitabilidade e existência de séries históricas.

Chaves et al. (2013), que diagnosticaram a vegetação e a degradação da caatinga da bacia do Rio Taperoá-PB, para tal, utilizaram o índice SAVI, entre outros, e este se destacou pelo sucesso na avaliação quantitativa da biomassa da Caatinga.

3.3.1.3 Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDWI)

O Índice de Água Diferencial Normalizado (NDWI) foi proposto por Gao (1996) e permite detectar melhor a mudança da biomassa vegetal no tocante à quantidade de água na superfície, pela configuração do estresse hídrico no ambiente, através da razão entre a diferença da reflectância no infravermelho próximo (NIR) e a reflectância infravermelho médio, pela soma das mesmas. O valor de NDWI varia de -1 para 1, onde os valores positivos correspondem à vegetação verde ou corpos hídricos, e os valores negativos referem-se valores representam áreas com vegetação seca, pois o NDWI destaca a quantidade de água por unidade de área na vegetação (OLIVEIRA *et al.*, 2013; MENESES *et al.*, 2012).

Ogashawara e Bastos (2012) e Chang *et al.* (2017) concordaram que o NDWI melhora a detecção de conteúdo de água dentro da vegetação, o que ajuda a eliminar a confusão espectral entre as áreas urbanas e de solo exposto. Este índice é sensível

às mudanças na umidade do solo que podem refletir as tendências da mudança de seca e estão fortemente relacionadas às condições de seca da vegetação. A variabilidade na distribuição dos recursos hídricos, assim como a intermitência pluviométrica no Nordeste brasileiro promove o NDWI á um índice relevante nos estudos da cobertura dessa área, pois colabora com o acompanhamento das mudanças na biomassa ao avaliar o estresse hídrico vegetativo.

Chang *et al.* (2017) avaliaram o desempenho do NDWI para o monitoramento da seca com base em comparações com o campo, e descobriu que é mais sensível à seca do que outros índices possíveis, especialmente para o estepe da floresta. Destacando-o como um dos melhores índices para a seca da Mongólia.

Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017) estudaram processos de desertificação no Planalto de San Luis Potosi, parte central do México. Para tal, analisaram a evolução temporal de quatro indicadores ambientais da desertificação, entre eles o NDWI, eles relataram que a umidade é um ingrediente crítico para a avaliação da desertificação.

3.3.1.4 Temperatura de Superfície por Sensoriamento Remoto

Segundo Chang *et al.* (2017), a Temperatura da Superfície Terrestre (Tsup) derivada de bandas de radiação térmica é um bom indicador do balanço energético da superfície terrestre, pois as temperaturas podem subir rapidamente sob o estresse hídrico, tornando-se úteis para detectar mudanças interanuais na umidade da superfície.

Os danos também estendem-se à vegetação, pois o aumento da temperatura no solo provoca evaporação da água, oxidação da matéria orgânica, morte dos microorganismos, e por consequência diminui a fertilidade do solo (PACHECO *et al.*, 2014), o que justifica a importância da análise integrada da variação da temperatura de superfície associada ao NDVI em estudos de degradação de terras.

Segundo Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), para calcular a temperatura da superfície, relaciona-se os valores da reflectância da banda 6 com a Emissividade Normalizada, o processo gera valores de temperatura em Kelvin. Esses autores utilizaram esse parâmetro na modelagem de avanços de processos de desertificação no méxico, e enfatizaram sua importância em para explicação de índices de umidade e vegetação.

Zargar et al. (2011) realizou uma revisão dos índices mais utilizados na análise da desertificação, e observou que a temperatura da superfície terrestre (Tsup) foi amplamente utilizada como fonte adicional juntamente com NDVI para melhorar a precisão da caracterização da seca.

3.3.1.5 Pedologia e geomorfologia

Becerril-Piña et al. (2015) analisaram com imagens Landsat o fenômeno da desertificação para o platô do Meio Central Mexicano, apontando que um dos fatores mais significativos é a relação vegetação-solo por permitir mostrar que a desertificação está ligada ao desmatamento e à mudança do uso da terra.

Segundo Correa, Barros e Almeida (2016), informações sobre a pedologia e a geomorfologia devem ser acrescidas às observações das séries temporais de imageamento, com objetivo de estabelecer uma base metodológica mais rigorosa para a análise dos processos degradativos. Da mesma forma, as características da cobertura pedológica podem estabelecer desvios entre os parâmetros analisados para as áreas potencialmente impactadas.

3.3.2 Modelagem Integrada da Desertificação

Lima et al. (2016), afirmam que reduzir a realidade, normalmente complexa e resultante de diversas inter-relações, em um modelo, faz com que suas principais características possam ser percebidas. Para Gomes *et al.* (2016) identificação e análise de diferentes variáveis, pode apresentar, quais os fatores são capazes de gerar modelos mais precisos para diferentes regiões.

Guo *et al.* (2017) afirmaram que distinguir os fatores induzidos pelo homem de fatores induzidos pelo clima, determinar quais deles são a principal causa, e o tamanho de sua influência, ainda é uma tarefa desafiadora devido à complexidade do mecanismo de desertificação. Logo, é importante escolher adequadamente os índices empregados, para que se possa estabelecer real correlação entre as variáveis.

Segundo Matallo Jr. (2001), não há métodos de estudo universalmente aceitos para a identificação dos processos de desertificação. Ainda segundo esse autor, as atuais metodologias de estudo da desertificação não se configuram propriamente como métodos no sentido clássico, mas como aglomerados de conhecimentos de diferentes áreas que se deseja colocar a serviço da compreensão de um problema.

Segundo Travassos e Souza (2011), uma das maneiras mais comuns da desertificação se formar, é devido a retirada excessiva da vegetação nativa, uma vez

que o papel de estabilização originado pela cobertura vegetal nos ecossistemas atingidos, diminui ou deixa de ser exercido. No Semiárido Nordestino a grande maioria da energia utilizada advém de um consumo da sua vegetação nativa, configurando um quadro de risco de degradação bastante preocupante.

Neste sentido, muitas metodologias afirmam que o NDVI se destaca em estudos sobre a desertificação e defendem que o índice é o mais importante para estimar o fenômeno, e chegam a afirmar que possui autonomia para descrever o processo (FRANCISCO *et al.*, 2012; TONG *et al.*, 2016; GUO *et al.*, 2017).

Entretanto, Becerril-Piña *et al.* (2015) explicam que a cobertura da vegetação em regiões semiáridas é fortemente dependente da precipitação, temperatura e fertilidade do solo, que possuem variabilidade temporal e espacial. Assim, a redução da cobertura da vegetação por si só não indica necessariamente a desertificação, uma vez que a cobertura também flui ao longo de um ano e de ano para ano, de acordo com fatores como fenologia, variações naturais nas chuvas e culturas não relacionadas ao processo de desertificação. Portanto, é importante associar outros componentes como umidade e temperatura e características dos solos, para analisar a dinâmica em ambientes com indicativo de desertificação.

Chang *et al.* (2017), reforçaram que uma combinação de diferentes índices que representam o estresse da vegetação, o déficit de água e o estado de umidade do solo podem descrever melhor a gravidade e as mudanças na degradação que cada índice isoladamente, desde que sejam associados de forma coerente.

Assim, a transdisciplinaridade da desertificação força uma necessária, porém difícil, integração entre diferentes informações. Resultando numa enorme multiplicidade de métodos de pesquisa e de formas de abordagem do problema (Martallo Jr., 2001).

Em função desta grande variabilidade, Kosmas *et al.* (2013) realizaram um avaliação de sensibilidade dos índices comumente aplicados. Foram selecionados um total de 70 indicadores candidatos, fornecendo informações para o ambiente biofísico, as condições socioeconômicas e as características de manejo da terra. Entre os indicadores mais importantes identificados como afetando a degradação da terra e o risco de desertificação estão a umidade, a cobertura vegetal e uso do solo.

Dada a variedade de agentes e indicadores no processo de desertificação, Zargar *et al.* (2011) realizaram uma revisão de indices 74 indicadores, numa compilação de 120 pesquisas. Tiveram destaque os índices de vegetação, incluindo

o SAVI e o NDVI, a temperatura de superfície foi muito associada aos índices de vegetação. Os índices baseados em integrações, também foram destaque e, segundo o autor, podem fornecer uma correlação mais forte com os impactos reais.

Kazmierczak (1998), foi um dos primeiros autores a apresentar uma modelagem de suscetibilidade a desertificação para o Sertão Nordestino. Com objetivo de fornecer uma abordagem metodológica para a desertificação, esse autor desenvolveu o Índice de Susceptibilidade de Desertificação (ISDNEB), integrando dados de precipitação, pressão exercida pela pecuária, Índice de Repelli, NDVI, uso da terra e o potencial de erodibilidade. Destacou que parte do problema no estudo da desertificação é tendência de tratar os seus diferentes aspectos de modo independente, a modelagem da susceptibilidade de desertificação por recursos integrados, provem estimativas quantitativas e não apenas qualitativas dos efeitos dos diversos fatores que agem sobre o ambiente.

Lopes *et al*. (2009), modelaram um algoritmo que represente e integre os diversos parâmetros representativos de um ecossistema para mapear a evolução da degradação em área afetada pelos processos de desertificação na Bacia do Rio Brígida-PE. Em sua metodologia, integraram os índices: albedo, emissividade, temperatura da superfície, NDVI, fluxo de calor no solo e dados de solos. Onde a metodologia integrada mostrou-se eficiente na distinção da degradação ambiental.

Chaves *et al.* (2015), utilizaram informações sobre vegetação, relevo e solo em um modelo estimativo para avaliar a degradação das terras da bacia hidrográfica do rio Taperoá, Estado da Paraíba. O modelo proposto se trata de uma função matemática que relacionou as variáveis citadas com o Índice de Degradação de Terras da Caatinga (IDTC), o índice integrado obteve bom desempenho, e pôde prognosticar com fidelidade a degradação das terras da bacia.

Lamchin *et al.* (2016) usando a tecnologia de sensoriamento remoto em uma região da Mongólia, analisaram a mudança da cobertura da terra e da desertificação, para isso aplicaram um modelo com o NDVI, albedo da superfície e o TGSI, um índice de tamanho da granulação média do solo. A avaliação integrada da desertificação mostrou-se condizente com a literatura e o NDVI teve a maior correlação com o processo de desertificação.

Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017) estudaram o avanço da desertificação em parte central do México de 1990 a 2011. Para tal, analisaram a evolução temporal de quatro indicadores ambientais da desertificação: NDVI, NDWI, índice de óxidos de

ferro (IO) e temperatura da superfície (Tsup). A análise da probabilidade de desertificação se deu por uma classificação por árvore de decisão, onde o NDVI foi estabelecido como um fator mais importante para explicar a desertificação, seguido de NDWI, Tsup.

Martallo Jr. (2001) traz importantes contribuições ao tema no contexto do Brasil, quando analisa criticamente os principais sistemas de indicadores visando dar suporte à escolha de um método de abordagem para estudo de desertificação e para identificação de processos de desertificação. Em seu trabalho “Indicadores de Desertificação: Histórico e Perspectivas”, traz os indicadores em potencial da desertificação para o Brasil, divididos em indicadores de situação, que englobam aspectos econômicos e sociais, e indicadores de desertificação, relativos a vegetação, solos e recursos hídricos.

Com contribuições de diferentes pesquisadores, foi elaborado um documento Brasileiro abordando os indicadores de desertificação, abrangendo indicadores sócio econômicos, biológicos, físicos e espectrais (MARTALLO JR., 2001). A Tabela 01 expõe os indicadores espectrais citados.

Tabela 01 - Indicadores espectrais do processo de desertificação

Indicador/Parâmetro	**Fonte**
1. Refletância	Radiômetro
2. Índices de vegetação	NDVI, SAVI
3. Índice de área foliar	Estimativa a partir de NDVI
4. Temperatura de superfície	Estimativa a partir imagens de satélites (banda termal), estações meteorológicas
5. Emissividade aparente	Estimativa a partir de NDVI
6. Inércia e amplitude térmica	Estimativa a partir da temperatura de superfície

Fonte: Adaptado de Matallo Jr. (2001).

As informações de sensoriamento remoto referentes à índices de vegetação, índice de umidade e temperatura da superfície terrestre têm sido amplamente aplicadas ao estudo da desertificação (KAZMIERCZAK, 1998; LOPES *et al.*, 2009; CHAVES *et al.*, 2013; BECERRIL-PIÑA *et al.*, 2015; LAMCHIN *et al*., 2016; GUO *et al.*, 2017; NOYOLA-MEDRANO E MARTÍNEZ-SÍAS, 2017).

3.3.3 Sensores e Ferramentas de Geoprocessamento

Os softwares e os sensores empregados em estudos da superfície são diversos, entre eles se destacam o QGIS e o sensor Landsat, respectivamente.

3.3.3.1 Sensor Landsat

A série de satélites Landsat fornece o mais longo e contínuo registro de observações com base em sensoriamento remoto orbital sobre a superfície terrestre

(MATOS *et al.*, 2015). É um recurso valioso para monitorar as alterações globais e é uma fonte primária de observações terrestre média resolução espacial, utilizados na tomada de decisão. O programa Landsat começou no início de 1972, fato que o torna um instrumento potencial para o monitoramento ininterrupto da desertificação (CHANDER, MARKHAM e HELDER, 2009; LI *et al.*, 2013; GUO *et al.*, 2017).

Segundo INPE (2017), o sensor TM do satélite LANDSAT 5 possui sete bandas, que representam distintas faixas do espectro eletromagnético, com resolução temporal de 16 dias, e resolução radiométrica de 8 bits (ND de 0 a 255). Uma imagem inteira do satélite representa no solo uma área de abrangência de 185 x 185 km. A resolução espacial e o intervalo espectral das bandas consta na Tabela 02.

Tabela 02 - Bandas do satélite Landsat 5.

	Banda	Intervalo espectral (µm)	Resolução espacial
1	Azul	0,45 – 0,52	30
2	Verde	0,52 – 0,60	30
3	Vermelho	0,63 – 0,69	30
4	Infravermelho Próximo	0,76 – 0,90	30
5	Infravermelho Médio 1	1,55 – 1,75	30
6	Infravermelho Termal	10,4 – 12,5	120
7	Infravermelho Médio 2	2,08 – 2,35	30

Fonte: Adaptado de INPE (2017)

O Landsat 8 foi lançado em 2013 e levando a bordo dois sensores de imageamento: o Operacional Terra Imager (OLI) e o Thermal Infrared Sensor (TIRS). O Sensor OLI possui de nove bandas multiespectrais 1 a 9, enquanto o sensor TIRS possui duas bandas, as faixas térmicas de 10 e 11. Ambos têm resolução radiométrica de 16 bits (ND de 0 a 32.767), e temporal de 16 dias, com tamanho aproximado da cena Landsat-8 de 170 km ao norte-sul por 183 km a leste-oeste (USGS (b), 2017). A resolução espacial e o intervalo espectral de cada banda, consta na Tabela 03.

Tabela 03 - Bandas do satélite Landsat 8.

	Banda	Intervalo espectral (µm)	Resolução espacial
1	Ultra-Azul	0,43 – 0,45	30
2	Azul	0,45 – 0,51	30
3	Verde	0,53 – 0,59	30
4	Vermelho	0,64 – 0,67	30
5	Infravermelho próximo	0,85 – 0,88	30
6	Infravermelho Médio 1	1,57 – 1,65	30
7	Infravermelho Médio 2	2,11 – 2,29	30
8	Pancromática	0,50 – 0,68	15
9	Cirrus	1,36 – 1,38	30
10	Infravermelho Termal 1	10,60 – 11,19	100
11	Infravermelho Termal 2	11,50 – 12,51	100

Fonte: Adaptado de USGS (b) (2017)

3.3.3.2 QGIS

Segundo Lima et al. (2016), já que a desertificação é um processo de abrangência espacial, muitos esforços buscaram agregar a análise de dados de sensoriamento remoto a sistemas de informações geográficas, objetivando a identificação as áreas onde é maior a influência dos diversos fatores, a determinação das regiões mais susceptíveis ao processo de desertificação, assim como os estágios de degradação.

A tarefa de analisar, em conjunto, um grande número de indicadores vem levando pesquisadores a utilizarem a integração dos índices, apoiando-se no sistema de informação geográfica como ferramenta principal de construção de modelos para gestão de terras (DIAS e SILVA, 2014).

O QGIS é um Sistema de Informação Geográfica (SIG) de Código Aberto, que disponibiliza um número de funcionalidades em constante crescimento através das funções nativas, de complementos, e da função Calculadora Raster. A última é uma robusta ferramenta com capacidade para execução de operações de álgebra de mapas, que fazem uso de expressões comuns a complexas.

Ao estruturar um sistema de avaliação da desertificação para uma porção da região semiárida brasileira, Lima et al. (2016), elaboraram um Índice Multicriterial de Desertificação, com 27 indicadores, através de técnicas de análise de decisão multicritério integradas a sistemas de informações geográficas. Seu processamento utilizou o QGIS para calcular e transformar os indicadores em planos de informação do tipo raster, bem como para integrá-los.

3.3.3.3 Análise Estatística

A Regressão é um modelo matemático que associa uma ou mais variáveis aleatórias independentes à uma variável dependente. Esta ferramenta estatística é obtida através da derivação de parâmetros de uma função, os quais definem a relação entre as variáveis de forma não determinística, ou seja, o modelo prevê o processo, porém fornece resultados totalmente condicionais às variáveis envolvidas, não significando que haverá o mesmo comportamento se aplicado em outra situação (MONTGOMERY e RUNGER, 2014).

Segundo Andriotti (2005), quando se plota os valores de duas variáveis sobre um sistema de eixos perpendiculares e a nuvem se dispõe em posição próxima à uma reta, confirma-se a correlação entre as variáveis. Podendo ser positiva, se ambas

crescem, ou negativa, se uma das variáveis diminuir conforme o crescimento da outra. No entanto, o conceito de correlação refere-se a uma associação numérica entre duas variáveis, não implicando necessariamente numa relação de causa e efeito.

Ainda segundo este autor, só se deve utilizar a regressão se a correlação for significativa, pois a correlação mede a força ou o grau de relacionamento entre as variáveis, enquanto a regressão fornece uma equação que descreve o relacionamento entre elas, em termos matemáticos.

Regressão simples é um modelo que possui apenas uma variável independente, ou regressor, enquanto na regressão múltipla existem mais de duas variáveis independentes. Objetiva encontrar uma função que se encaixe, com menor erro possível, nas observações.

A qualidade da correlação e regressão é expressa pelo coeficiente de correlação ou de determinação (R^2), que é uma medida da intensidade da correlação, e representa a parte da variância total de X e Y que pode ser explicada pela relação, assim R^2 é a proporção da variação total em Y, explicada pelo ajuste da regressão. (ANDRIOTTI, 2005).

Diversos autores recomendam técnicas de regressão para avaliar a natureza e a força da relação entre os indicativos de desertificação e degradação de terras. Lamchin *et al.* (2016) analisaram a mudança da cobertura da terra e da desertificação e modelaram a relação entre NDVI, albedo da superfície e o TGSI, um índice de tamanho da granulação média do solo, e a relação entre o nível de desertificação e as três variáveis foi examinada utilizando a análise de regressão baseada em pixel.

Ibrahim *et al.* (2015) estudaram áreas afetadas pela degradação da terra na África Ocidental Sub-Sahariana, em sua metodologia foram aplicadas técnicas de regessão para avaliar a natureza e a força da relação linear entre o NDVI, a umidade do solo, a fim de examinar os padrões espaço-temporais das tendências dos índices investigados.

Vicente-Serrano *et al.* (2015) analisaram os potenciais processos de degradação da terra em regiões semiáridas em todo o mundo, a partir de dados climáticos e de vegetação. Para avaliar o relacionamento entre os indicadores, assim como suas tendências temporais, foi empregada a regressão.

3.3.3.4 Processo Analítico Hierárquico (AHP)

Thomas Saaty propôs, em 1992, a Análise Hierárquica Processual (AHP) e a descreve como uma forma organizada para gerar prioridades. É um método de decisão baseado na lógica da comparação pareada, que possibilita a avaliação da pertinência de distintos parâmetros a uma determinada hipótese.

A AHP vem sendo utilizado em diversos segmentos do saber, pois apresenta singular capacidade de incorporar dados quantitativos e informações científicas. A utilização combinada de AHP com SIG apresenta uma forma de progresso no sistema de avaliação de qualidade ambiental, desenvolvendo a capacidade do SIG em análises espaciais e as possibilidades de análise das multicamadas do AHP (DIAS e SILVA, 2014).

Negaresh et al. (2016) avaliaram a desertificação utilizando o Processo Analítico de Hierarquia e SIG no sudeste do Irã. Para gerar um mapa de zoneamento de terras propensas à desertificação, aplicaram a metodologia em que os fatores que afetaram o progresso da desertificação foram verificados, e utilizados para determinar os aspectos mais importantes em ordem de prioridade, e obtiveram: elementos climáticos (temperatura, evaporação, vento, precipitação e umidade), morfologia (topografia e inclinação) e fatores humanos (cobertura da terra).

Lima et al. (2016) elaboraram um sistema de avaliação da desertificação através de técnicas de análise de decisão multicritério integradas a sistemas de informações geográficas, usando 27 indicadores. A capacidade de os indicadores descreverem os diversos aspectos da desertificação foi avaliada hierarquicamente. Dentre os quais, obtiveram maior peso: a Pressão Antrópica, com destaque para desmatamento e avanço da agropecuária, e; as suscetibilidades naturais, envolvendo cobertura vegetal nativa, fertilidade do solo e risco a erosão.

Dias e Silva (2014) utilizando SIG, modelaram a vulnerabilidade ambiental na Serra das Onças-BA. Em sua metodologia, para aplicar o conjunto de pesos aos fatores o autor empregou a técnica de comparação pareada do algoritmo AHP, na qual cada atributo é comparado aos demais por meio de uma matriz, levando-se em conta a importância relativa para a vulnerabilidade ambiental, com as variáveis: Geologia, Solos, Declividade e Uso e Cobertura da Terra. Após aplicação de álgebra dos mapas em ambiente SIG obteve-se o mapa síntese com cinco classes de vulnerabilidade ambiental. Os autores concluíram que o algoritmo AHP, para análise

espacial, demonstrou bastante eficácia na tomada de decisões para classificação dos fatores delimitados na síntese de vulnerabilidade ambiental.

Pinese Jr. e Rodrigues (2012) utilizaram o método de análise hierárquica AHP como auxílio na determinação da vulnerabilidade ambiental da bacia hidrográfica do rio Piedade-MG. Os autores descreveram a metodologia como uma criação de uma hierarquia de decisão que permite obter uma visão global das relações inerentes ao processo, onde foi necessário executar, individualmente, a comparação par a par e o cruzamento de quatro critérios de análises considerados decisivos para a determinação da vulnerabilidade: declividade, uso e ocupação da terra, pedologia e geologia. Como resultado, obteve-se o Mapa de Vulnerabilidade Ambiental da bacia hidrográfica do rio Piedade. Segundo os autores, o produto final do processamento do método AHP, mostra imparcialidade nos resultados e minimiza erros de julgamento durante o processo, denotando bom desempenho.

Paula e Souza (2010) analisaram a vulnerabilidade ambiental da bacia do rio Ceará (CE) com base na integração de dados de relevo, geologia, clima, solos, cobertura vegetal e uso da terra. Com a utilização do método AHP, estabeleceram-se os valores de contribuição de cada classe e a importância destes componentes para a intensificação da mudança no ambiente. Os autores explicaram a utilização do AHP como operadores de análise espacial para a integração dos dados e destacam o êxito do algoritmo na metodologia.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

Uma vez que o objetivo é o estudo do comportamento dos indicadores e a proposta de uma modelagem em ambientes desertificados, a escolha da área de estudo baseou-se na condição explicada por Sousa (2012), onde afirma que a qualidade de uma modelagem matemática pode ser medida quando aplicada em situações reais, onde os resultados sejam conhecidos com antecipação, ou seja, uma área com indicativos reais do processo de desertificação.

No Estado de Pernambuco se insere o Núcleo de Desertificação do Cabrobó-PE, integrado pelos municípios de Belém de São Francisco, Cabrobó, Carnaubeira da Penha, Floresta e Itacuruba, totalizando uma área de 8.537,02 km². A área de estudo foi escolhida por estar entre um dos quatro Núcleos de Desertificação do Brasil, e também por fazer fronteira com Petrolândia. Este município possui os perímetros irrigados, área de importante produção agrícola do Sertão Pernambucano.

De acordo com o censo demográfico de 2000, a área conta com 2.622.519 milhões de habitantes, com projeção de aumento pelo IBGE, conformando uma densidade demográfica de 35,34 hab/km², que se encontra superior ao limite de 20 hab/km² estabelecido pela Organização das Nações Unidas (ONU) para regiões com susceptibilidade à desertificação. Isso sugere que a pressão das atividades humanas se encontra acima do suportado sobre os recursos naturais, especialmente os recursos florestais (PERNAMBUCO, 2011).

Encontra-se as margens do Rio São Francisco, principal rio da região nordestina, com área de drenagem de 592.479 km², bacia hidrográfica da ordem de 630.000 km², com extensão de 3.200 km, desde sua nascente na Serra da Canastra em Minas Gerais, até sua foz em Piaçabuçu - AL e Brejo Grande - SE. Onde encontra-se instalado o Reservatório de Itaparica. Este represamento possui área média de 828 km² e volume total 10.782 Hm³, faz parte da Usina Luiz Gonzaga, em operação de 1988, localizada no estado de Pernambuco, 25 km a jusante da cidade de Petrolândia - PE, e 50 km a montante do Complexo Hidrelétrico de Paulo Afonso, possuindo, além da função de geração de energia elétrica, a de regularização das vazões afluentes diárias e semanais daquelas usinas (CHESF, 2018).

No recorte da área de estudo são englobadas áreas adjacentes, os municípios de Petrolândia e Tacaratu, ilustrado no 5º Apêndice deste volume.

4.1.1 Caracterização Geomorfológica

O relevo é resultado do aglomerado de efeitos das dinâmicas interna e externa que atuam na superfície terrestre. Os principais modeladores do relevo brasileiro são agentes externos devido sua localização, no centro na placa tectônica Sul-Americana. Tabela 04 apresenta as características dos domínios encontrados na área.

Tabela 04 - Características da Geomorfologia da Área de Estudo

Domínio Geomofológico	Principais Características
Depressão Sertaneja	Relevo com predomínio de superfícies aplainadas, pontilhadas por inselbergs e maciços montanhosos isolados, por vezes desfeitos em relevo de morros e alinhamentos serranos isolados e colinas dissecadas. Em cotas baixas, entre 150 m e 300 m nas áreas mais próximas ao rio São Francisco, atingindo entre 400 e 500 m nas regiões dos altos vales. Embasamento ígneo-metamórfico pré-cambriano da Província Borborema. Ocorre um conjunto de solos rasos, com absoluto predomínio de intemperismo físico.
Bacia de Betânia	Bacia sedimentar de pequena extensão, totalmente inserida na feição da Depressão Sertaneja. Formada de arenitos, apesar de restrita, apresenta-se com perspectiva de abastecimento de núcleos habitacionais, com água potável de boa qualidade.
Bacia de Mirandiba	Constitui-se de sedimentos paleozoicos, mesozoicos e Marizal. Relevo predominante é suave ondulado com vales abertos e secos (Depressão Sertaneja). Possui bom aquífero subterrâneo.
Bacia de São José do Belmonte	Constituída de sedimentos paleozoicos. Também inserida na feição da Depressão Sertaneja. Possui grande potencial hídrico subterrâneo, que já se encontra empregado em pequenos projetos de irrigação e fornecimento de água potável.
Bacia do Jatobá	Assentada em rochas da Bacia Sedimentar do Jatobá, que, juntamente com as bacias do Recôncavo e Tucano, formam uma grande fossa, feição estrutural eocretácea abortada da megafratura que originou o oceano Atlântico Sul. Cotas cerca de 200 a 300 m acima do piso da Depressão Sertaneja.
Depressão do Baixo Rio São Francisco	A morfologia é resultante de uma pediplanação intensa em rochas mesoproterozoicas e neoproterozoicas da Província Borborema, gerando uma superfície aplainada degradada que converge para o rio São Francisco, acompanhando o sentido da drenagem. Possui elevações residuais em forma de inselbergs, agrupamentos de morros e poucos maciços de maior expressão.

Fonte: Adaptado de Araújo Filho *et al*. (2000) e Torres e Pfaltzgraff (2014)

Segundo Torres e Pfaltzgraff (2014), os processos externos relacionam-se à ação da atmosfera (precipitação, ventos e temperatura) e dos organismos vivos sobre as rochas, levando à sua desintegração, por meio de intemperismo físico e/ou químico, seguido por erosão, transporte e deposição dos fragmentos de rocha. Os processos externos esculturam os relevos estruturais, resultando em relevos de formas derivadas. A geomorfologia da área de estudo encontra-se espacializada no 1º Anexo deste volume.

O Sertão Pernambucano caracteriza-se por extensa área rebaixada, feições de relevo plano da depressão sertaneja, composto, em sua maioria, por vastas superfícies aplainadas, suave-onduladas e onduladas, com ocorrência de pequenos

declives de até 3% posicionadas em cotas modestas, e algumas poucas serras e planaltos residuais, áreas com declividade acentuada que formam, por vezes, cristas bem delimitadas que se sobressaem cerca de 300 a 500 m acima do piso dos pediplanos. (MMA, 2005; TORRES e PFALTZGRAFF, 2014; SOARES *et al*., 2016).

Na extensão da área de estudo é predominante a Depressão Sertaneja, vale salientar que as Bacias Sedimentares de Betânia, Mirandiba e São José do Belmonte incorporam este domínio. Características dessas feições se encontram na Tabela 04.

4.1.2 Caracterização Pedológica

As áreas semiáridas constituem um cenário bastante peculiar e, por vezes, divergente das áreas circunvizinhas, sobretudo no que diz respeito às características bioclimáticas, que, dentro de certos limites, condicionam a formação e distribuição dos solos. Neste domínio bioclimático predominam solos pouco a moderadamente desenvolvidos (OLIVEIRA *et al*., 2009).

O mapa das classes de solos presentes na área de estudo, fazem parte do trabalho publicado em 2001 no trabalho intitulado ZAPE (Zoneamento Agroecológico de Pernambuco). Esta publicação apresenta o levantamento de solos de todo o Estado na escala de 1:100.000, e foi cedido para o presente estudo por meio de visitas técnicas à Embrapa-PE, no formato shapefile, cujas classes são apresentadas no 2º Anexo da dissertação.

Os solos representados exibem grande diversidade de associações, as categorias denominadas são os solos de maior porcentagem nessas associações. Pode-se observar predominância dos tipos Luvissolos, Planossolos e Neossolos, dentre os demais. As características dos solos existentes na área de estudo se encontram na Tabela 05.

Núcleo de Cabrobó os solos são predominantemente rasos a pouco profundos, pouco intemperizados, resultado em solos arenosos e pedregosos, são permeáveis e mal drenados, não retendo as águas da chuva em condições de serem utilizadas pelas plantas, e/ou com problemas de sais (MMA, 2005; SOARES *et al*., 2016).

Tabela 05 - Características dos Solos da Área de Estudo

Solo	Principais Características	
- Bruno Não Cálcico - Podzólico Vermelho-Amarelo	Luvissolos	Profundidade em torno de 100cm. Textura argiloarenosa, com cores bruno-avermelhadas, muito duro, configurando baixa permeabilidade, e muito suscetíveis à erosão. Ocorrência comum em regiões secas.
- Planossolo e Solonetz Solodizado	Planossolos	Profundidade em torno de 100cm. Superfície com textura arenosa ou média, e horizonte B ou C de textura argilosa muito dura conferindo drenagem ruim. Presença de rochas degradadas. Altos teores naturais de sais, sendo impróprios para a agricultura
- Solos Aluviais - Areias Quartzosas - Solos Litólicos - Regossolo	Neossolos	Profundidade rasa. Textura arenosa ou média, tendendo para arenosa, normalmente pedregosos e rochosos de cores claras, muito susceptíveis à erosão. Baixa capacidade de retenção de água e infiltração muito elevada. Baixa fertilidade natural, entretanto são aptos para irrigação.
- Vertissolo	Vertissolos	Profundidade em torno de 100cm. Textura argilosa, alto conteúdo de argilas expansivas, que propiciam elevado poder de expansão e contração conforme sua umidade. Tipicamente, esses solos formam grandes fendas no período seco.
-Latossolos Amarelo e Vermelho-Amarelo	Latossolos	Profundos. Textura média a muito argilosa, alto grau de intemperismo, bem drenados e bastante uniformes no conjunto de suas características morfológicas, físicas, químicas e mineralógicas.
- Podzólicos Amarelo e Vermelho-Amarelo	Argilossolos	Profundidade, desde rasa até muito profunda. Textura varia de arenosa a argilosa na superfície e de média a muito argilosa em subsuperfície. Drenagem, desde imperfeita até acentuadamente drenada. Ampla variabilidade de características morfológicas, físicas, químicas e mineralógicas.
-Cambissolos	Cambissolos	Profundidade rasa. Textura com pequena variação no conteúdo de argila ao longo do perfil, podendo ser pedregosos e não pedregosos.

Fonte: Araújo Filho *et al*. (2000), Ministério do Meio Ambiente (2006), Oliveira *et al*. (2009), Santos e Galvíncio (2013) e Torres e Pfaltzgraff (2014)

No tocante à pedologia, o Sertão de Pernambuco possui principalmente Luvissolos (T), Planossolos (S) e Neossolos Litólicos (RL), solos rasos a pouco profundos com elevada concentração natural de sais (SOARES *et al*., 2016). Possuem baixa capacidade de armazenamento de água e alta suscetibilidade a erosão, ambiente de predomínio de intemperismo físico, sendo comum a presença de pedregosidade e rochosidade. Em menor proporção, ocorrem áreas com Latossolos Amarelos (LA) e Vermelho-Amarelos (LVA), bem como Argissolos Amarelos (PA) e Vermelho- Amarelos (PVA), Argissolos Vermelhos (PV), Vertissolos (V), Neossolos Regolíticos (RR) e Neossolos Quartzarênicos (RQ) (ARAÚJO FILHO *et al*. 2000).

4.1.3 Clima

O Nordeste Brasileiro (NEB) é caracterizado pela irregularidade espaço temporal da precipitação, pela evaporação de alto potencial devido a radiação solar alta e intensa, bem como as altas temperaturas ocorridas durante o ano (SILVA *et al.*,

2010), e os principais mecanismos causadores de chuvas são os Sistemas Frontais, a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e as perturbações ondulatórias no campo dos ventos alísios (MOLION e BERNARDO, 2002, *apud* FRANCISCO *et al*., 2015).

Esta região caracteriza-se em ambiente de clima semiárido quente, clima do tipo Bsh, segundo a classificação de Köppen, onde a precipitação média anual varia entre 400 mm e 700 mm, com duas estações sazonais definidas: prolongada estiagem e estação de chuva centralizada num curto período durante o verão nos meses de janeiro a abril, no período de maior avanço da massa equatorial continental (mEc), associado à oscilação máxima para o hemisfério sul da ZCIT (SOARES *et al*., 2016; GOMES *et al.*, 2016), resultando em déficit hídrico ao longo do ano.

Lima *et al.* (2016) realizaram um estudo da variabilidade da precipitação no período de 1940 a 2014, na cidade de Petrolândia – PE, a qual se insere neste estudo. Foi aplicado o Índice de Anomalias de Precipitação (RAI), que apresentou uma amplitude de -4,2 a +6,8, com máximos ocorrendo em 1974 e 1985, sendo classificados como extremamente úmidos, e menores em 1993 e 1998, sendo classificado como muito seco. De modo geral, os valores mensais mais altos de precipitação ocorreram entre os meses de dezembro a abril, com a maior precipitação em março, enquanto que de agosto a outubro foi o quarto de menor precipitação.

Os efeitos das alterações climáticas, incluindo as variações nas precipitações e temperaturas anuais devem ser consideradas para análise da dinâmica da desertificação. Temperaturas mais altas e chuvas temporariamente e espacialmente desiguais em áreas amplas e períodos prolongados podem resultar em seca. A seca é um fenômeno climático comum que põe em risco não apenas na produtividade agrícola e nos recursos hidrológicos, mas também na vegetação natural (ZARGAR *et al.*, 2011; GUO *et al.*, 2017; CHANG *et al.*, 2017). Portanto, pode acelerar os processos de desertificação.

4.1.4 Dados Hidrometeorológicos

Os dados apresentados nos 3º e 4º Anexos, foram obtidos junto ao Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). O CPTEC realiza o monitoramento climático do Brasil dividindo-o em 124 regiões (caixas de 2.5º x 2.5º de latitude e longitude), sendo a região 63 a que abrange essa área estudo.

Nos gráficos de caixa do 3º Anexo, são usadas séries temporais de precipitação acumulada mensal, para o período de 1981 a 2010. Os valores de precipitação mensal classificados como extremos são indicados por círculos vazados. A linha contínua com marcadores circulares sobre as caixas indica a média climatológica da chuva mensal para o período de 1981 a 2010. Na mesma figura mostra-se também, através da linha contínua com marcadores quadrados, os totais mensais para cada um dos anos.

Nota-se anomalias positivas, sou seja, precipitação acima do normal, nos anos 1985, 1995 e 2005, com destaque para o primeiro ano citado, que bateu um recorde histórico no mês de abril. O ano de 2015 mostra contínua anomalia negativa.

Também foram coletados junto ao CPTEC, o Índice Padronizado de Precipitação (SPI). Apresentado nos gráficos do 4º Anexo. Onde a linha contínua de cor preta refere-se, à curva Gama da distribuição de probabilidade acumulada da precipitação normalizada com base nos dados históricos de precipitação (1981-2010), enquanto a linha de cor vermelha associa o valor da probabilidade de ocorrência de precipitação acumulada igual ou inferior ao valor observado nos últimos 12 meses consecutivos.

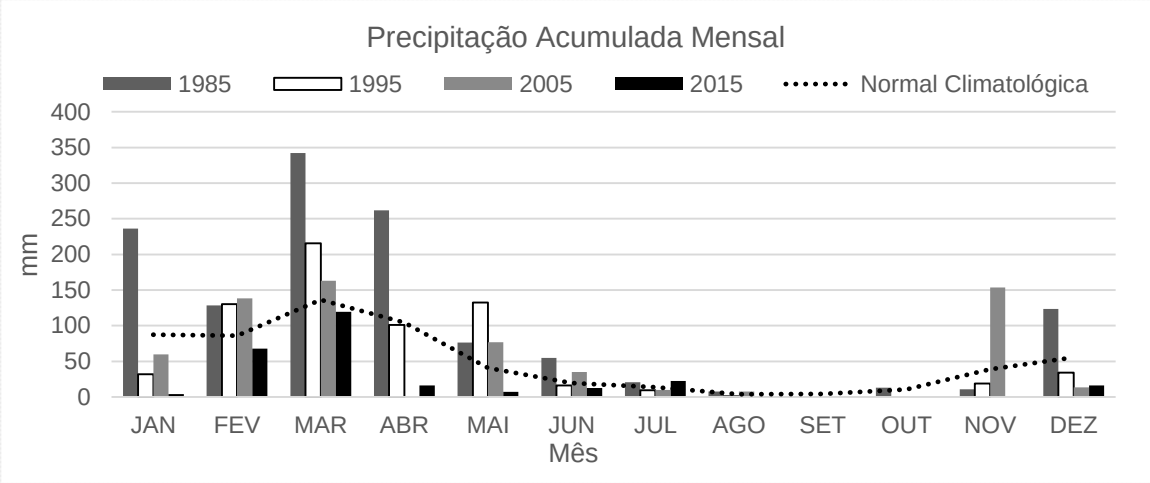
O SPI é negativo para condições de déficit hídrico, e positivo para condições de excesso hídrico, e os gráficos mostram progressivo déficit entre os anos consultados. Com destaque para o ano de 1985 classificado como excepcionalmente úmido, e 2015 como severamente seco.

Foram observados também os dados da estação meteorológica de Cabrobó (OMM: 82886), em operação desde 17/10/1927, localizada em Latitude -8,51 sul, Longitude -39,33 oeste (graus), com altitude de 341,46 m, sendo a única existente dentro da área estudo. Os dados foram obtidos junto ao Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP) do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

Foram determinadas as médias mensais para a precipitação nos anos estudados (1985, 1995, 2005 e 2015). Importante salientar que não constam dados meteorológicos para o mês de abril de 2005 no banco de dados do INMET.

Os meses com maior incidência de chuvas vão de janeiro a abril, atingindo os 100 mm ao mês. A partir de julho constam as mínimas precipitações. A precipitação acumulada mensal em cada ano de estudo, assim como a normal climatológica, encontra-se no gráfico da Figura 04.

Figura 04 - Gráfico da normal climatológica e precipitação acumulada mensal



Fonte: Adaptado de INMET (2017)

A normal climatológica, representada na Figura 04 pela linha pontilhada, é uma média histórica compreendida no período de 1961 a 1990, dentre as estações meteorológicas de superfície operação do INMET. Segundo a normal, o mês que apresentou menores precipitações foi agosto, com média de 3,8 mm, as maiores precipitações ocorreram em março, com média de 136 mm. Nos meses estudados nesse trabalho, as precipitações médias foram de 10,5 mm em outubro e 38,8mm em novembro. Ainda segundo a normal climatológica, a precipitação média anual varia de 400 a 600 mm, os anos de 1995 e 2005 estão de acordo com ela, havendo discrepância em 1985, que apresentou o dobro de precipitação, e em 2015, que apresentou a metade da precipitação.

Considerando as datas de captura das imagens estudadas, até um dia antes da captura de 18/11/1985 houve 0,8 mm de precipitação, para as datas 29/10/1995, 24/10/2005 e 05/11/2015, não houve precipitação dentro do 20 dias anteriores ao imageamento.

As precipitações acumuladas para 1985, 1995, 2005 e 2015 estão discriminadas na Tabela 06.

Tabela 06 - Precipitação acumulada mensal até o dia da captura de cada imagem

Data da imagem	Precipitação (mm)				Total
	Agosto	Setembro	Outubro	Novembro	
18/11/1985	7,8	0,7	13	0,8	22,3
29/10/1995	0,9	0,0	0,0	-	0,9
24/10/2005	7,7	0,7	0,0	-	8,4
05/11/2015	1,2	0,4	0,0	0,0	1,6

Fonte: Adaptado de INMET (2017)

4.2 PROCESSAMENTO DA IMAGENS

Para a obtenção das estimativas dos parâmetros biofísicos neste trabalho utilizadas imagens do sensor TM do satélite LANDSAT 5 e dos sensores OLI e TIRS do satélite LANDSAT 8, obtidas junto ao Serviço Geológico do Estado Unidos (USGS).

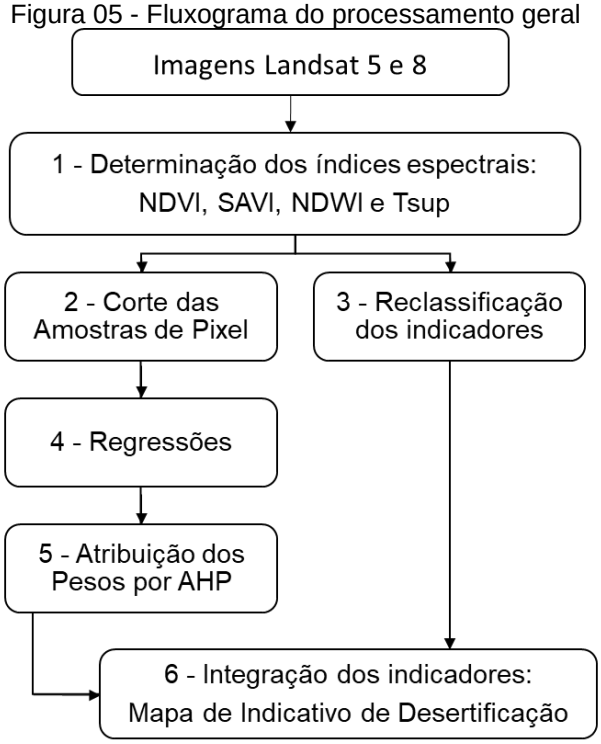
A escolha do período das imagens a serem analisadas se insere numa discussão complexa. Na estação chuvosa, há maior ênfase nas áreas vegetadas, facilitando a identificação das áreas de solo exposto. Já que uma das expressões de maior destaque no mapeamento da desertificação é a pouca ou nenhuma cobertura vegetal, a aplicação de imagens dessa época oferece aspectos de investigação muito significativos. No entanto, nessa época de imageamento há grande incidência de nuvens, além da irregularidade da precipitação no semiárido. Assim, as análises teriam que estar apoiadas em variáveis relacionadas ao tipo de cobertura vegetal, sua sazonalidade e tempo de resposta à precipitação; à umidade, considerando a proximidade à corpos hídricos, e a extensão, volume e duração das chuvas; além das informações do solo e suas propriedades (NOYOLA-MEDRANO E MARTÍNEZ-SÍAS, 2017). Em função de todas essas considerações, que elevariam a complexidade de interpretação das imagens de época úmida, quase todas as pesquisas que objetivam o mapeamento da desertificação, inclinam-se ao uso de imagens da estação seca.

Por tanto, o critério de seleção desses produtos foi o de menor presença de nuvens, para o período seco, considerando também as datas mais próximas possíveis entre os diferentes anos estudados (outubro a novembro), que totalizam um intervalo de 30 anos, caracterizando-se um período de tempo longo o suficiente para ser capaz de mostrar as tendências climáticas.

Sendo localizadas na órbita 216 e ponto 66, referente as datas de 18/11/1985, 29/10/1995, 24/10/2005 e 05/11/2015, que correspondem aos dias do ano 321, 291, 296 e 309, com horário de captura de 12h:10min:18seg, 11h:41min:20seg, 12h:29min:51seg e 12h:41min:57seg, e elevação solar de 57.4185, 51.7033, 63.4955 e 65.5169, respectivamente. Para extração da altimetria, foi utilizado o Modelo Digital do Terreno (MDE) de imagens SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) da USGS.

O processamento ocorreu em seis etapas, repetidas para cada ano estudado (1985,1995, 2005 e 2015) representadas no Fluxograma da Figura 05.

Figura 05 - Fluxograma do processamento geral



Etapa 1: Consiste na obtenção dos índices espectrais (NDVI, SAVI, NDWI e Tsup) a partir do processamento das imagens Landsat 5 e 8, no software QGIS.

Etapa 2: Recorte das amostras de pixel, no QGIS.

Etapa 3: Reclassificação dos índices espectrais e do mapa da pedologia conforme os critérios de sucetibilidade estabelacidos. Os valores de cada variável serão classificados em 5 classes, cada um dos intervalos de valores de pixel dos índices será covertido em valores numéricos, os coeficientes foram atribuídos para cada categoria de indicativo de desertificação variando de 1 (ausente) a 5 (muito alto), no QGIS.

Etapa 4: Cálculo das regressões e elaboração dos gráficos em Excel e Matlab (licença do Departamento de Engenharia Cartográfica da UFPE).

Etapa 5: Determinação dos pesos através da Técnica AHP - Processo Analítico Hierárquico, baseando-se nos resultados das regrssões entre as variáveis.

Etapa 6: Desenvolvimento do mapa de desertificação com a integração dos indicadores reclassificados, por meio de média ponderada, em QGIS.

4.2.1 Determinação dos indicadores de desertificação

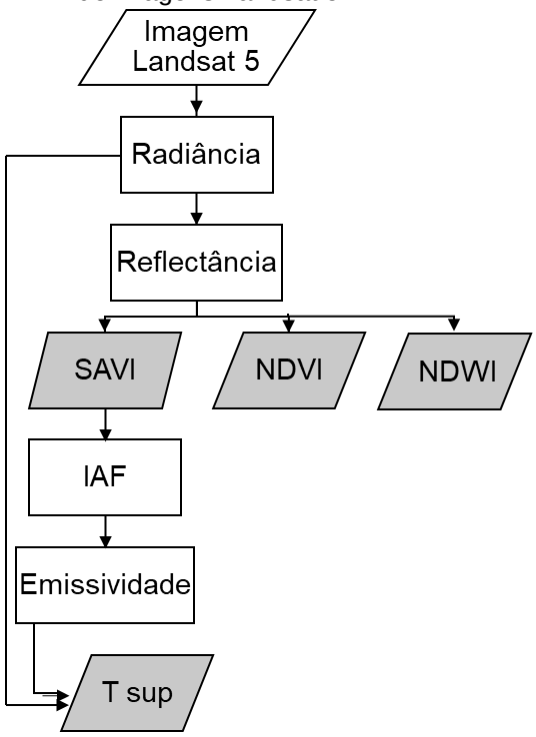
Nessa etapa, serão obtidos os indicadores espectrais: NDVI, SAVI, NDWI, e Temperatura de Superfície através da ferramenta Calculadora Raster do Software

QGIS. O processamento das imagens Landsat 5 e 8 diferem, desta forma estão discriminados separadamente nos dois tópicos seguintes.

4.2.1.1 Processamento das imagens Landsat 5

Etapa onde foram obtidos os índices a partir das imagens Landsat 5, em que as fórmulas utilizadas encontram-se no Apêndice A. O fluxograma da Figura 06 ilustra o algoritmo para sua obtenção.

Figura 06 - Fluxograma do processamento para obtensão dos indicadores de desertificação a partir de imagens Landsat 5.



O processamento tem início com a calibração radiométrica, que se trata do procedimento em que o número digital (ND), é transformado em radiância espectral de cada banda. Para obtê-la, foi aplicada a Equação (1) de Markhan & Baker (1987) e Silva *et al.* (2011):

$$L_{\lambda i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} * ND \quad (1)$$

Em que "$L_{\lambda i}$" corresponde a radiância espectral de cada banda em $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$, “a” e “b” são as radiâncias espectrais mínimas e máximas, respectivamente, em $Wm^{-2}sr^{-1}m^{-1}$, de acordo com a Tabela 07 de Chander, Markham e Helder (2009), “ND” número digital, que varia de 0 a 255, i corresponde ao número de cada banda da imagem.

Tabela 07 - Valores de Radiância e Irradiância empregados.

Bandas	Radiâncias espectrais ($Wm^{-2}sr^{-1}m^{-1}$)		Irradiância solar espectral no topo da atmosfera ($Wm^{-2}m^{-1}$)
	a (mínima)	b (máxima) (para capturas entre 1/3/1984-1/12/1991)	b (máxima) (para capturas após 1991)	
1	-1,52	169,0	193,0	1983
2	-2,84	333,0	365,0	1796
3	-1,17	264,0	264,0	1536
4	-1,51	221,0	221,0	1031
5	-0,37	30,2	30,2	220
6	1,2378	15,303	15,303	-
7	-0,15	16,5	16,5	83,44

Fonte: Adaptado de e Chander, Markham e Helder (2009)

Em seguida foi calculada a reflectância de cada banda. A reflectância corresponde a razão entre o fluxo de radiação refletida por cada banda e o fluxo de radiação incidente, é uma informação essencial para determinação dos índices de vegetação. Obtida através da Equação 2, como em Allen et. al. (2002), Oliveira *et al.* (2012):

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \,.\, L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} .\cos Z \,.\, d_r} \quad (2)$$

$$d_r = 1 + 0{,}033 cos\left(\frac{DSA.2\pi}{365}\right) \quad (3)$$

$$CosZ = cos\left(\frac{\pi}{2} - E\right) \quad (4)$$

Em que $\rho_{\lambda i}$ é a reflectância da superfície em cada pixel, $L_{\lambda i}$ é a radiância espectral de cada banda; "$k_{\lambda i}$" irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera $Wm^{-2}m^{-1}$; "Z" ângulo zenital solar; "d_r" o quadrado da razão entre a distância média Terra-Sol (ro) e a distância Terra-Sol (r) em dado dia sequencial do ano (DSA), e E o ângulo de elevação do Sol nos metadados da imagem.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) apresenta uma variação entre -1 e +1, pela Equação 5, de Rouse *et al.* (1973) é obtido por:

$$NDVI = \frac{(\rho_{IV} - \rho_V)}{(\rho_{IV} + \rho_V)} \quad (5)$$

Em que ρ_{IV} e ρ_V , corresponde à reflectância na faixa do infravermelho próximo e vermelho, respectivamente.

Huete *et al.* (1988) propôs um Índice de Vegetação Ajustado por Solo (SAVI) introduzindo um fator no NDVI para incorporar o efeito da presença do solo, mantendo-se o valor de NDVI dentro de -1 a +1. O SAVI é calculado pela Equação 6:

$$SAVI = \frac{(1+L).(\rho_{IV} - \rho_V)}{(L + \rho_{IV} + \rho_V)} \quad (6)$$

Em que: ρ_{IV} é a reflectância da banda do infravermelho próximo; ρ_V a reflectância da banda do vermelho, e L é um fator de ajuste ao solo que varia de 0 a 1, que é variável com o grau de fechamento do dossel (PONZONI e SHIMABUKURO, 2009). Huete (1988) usou L=0,5 constante, e afirmou ser o fator de ajuste ideal para variar com a densidade da vegetação, uma vez que reduziu o ruído do solo consideravelmente em toda a amplitude de vegetação. Bacerril-Piña *et al.* (2015), realizaram um estudo da integração de um conjunto de índices para avaliar o risco de desertificação nas terras semi-áridas do México central, e utilizaram fator de ajuste de 0,5 foi devido à heterogeneidade da zona de estudo. Dessa forma, nessa pesquisa foi atribuído L=0,5.

O Índice de Área Foliar (IAF) é um indicador da biomassa de cada pixel, pois resulta da razão entre a área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação, é calculado conforme a Equação 7, de Allen *et al.* (2007):

$$IAF = -\frac{ln\left(\frac{0,69-SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (7)$$

A Emissividade no domínio espectral da banda termal (ε_{NB}) é necessária para realizar o cálculo da temperatura da superfície, e obtida através das expressões:

Condicionais para ε_{NB}:

Se IAF < 0 implica ε_{NB} = 0,99

Se IAF > 3 implica ε_{NB} = 0,98

$$\varepsilon_{NB} = 0,97 + 0,0331IAF \quad (8)$$

A temperatura da superfície**,** é obtida através da Equação de Planck invertida, em função da radiância espectral da banda termal e da emissividade (SILVA, BRAGA e BRAGA, 2011):

$$T_{sup} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\varepsilon_{NB}K_1}{L_{\lambda 6}}+1\right)} \quad (9)$$

Em que: T_{sup} é a Temperatura da superfície (K ou Celsius); K1 = 607,76 (Wm^{-2} sr^{-1} μm^{-1}) e K_2 = 260,56 (K) são constantes de calibração específicas do TM Landsat 5; $L_{\lambda 6}$ corresponde a radiância espectral da banda termal.

O NDWI é uma equação aplicada para realçar corpos de hídricos e suprimir a influência do solo na vegetação, proposto por Gao (1996):

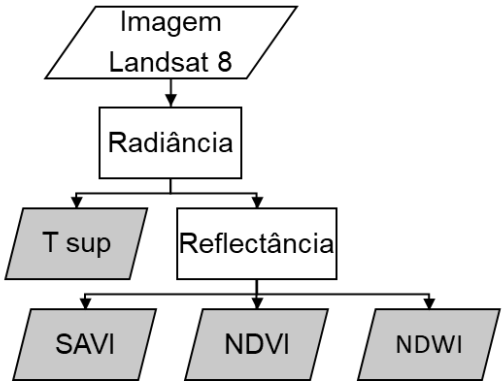
$$NDWI = \frac{(\rho_{IVp}-\rho_{IVm})}{(\rho_{IVp}+\rho_{IVm})} \quad (10)$$

Sendo ρ_{IVp}, a reflectância no infravermelho próximo, e ρ_{IVm} a reflectância infravermelho médio.

4.2.1.2 Processamento das imagens Landsat 8

Consite na obtenção da radiância, Temperatura de Superfície e reflectância a partir das imagens Landsat 8, em que a fórmulas desenvolvidas na calculadora raster do QGIS, se encontram no Apêndice B. O fluxograma da Figura 07 ilustra o processo, em que os paralelogramos em cinza representam os resultados dessa etapa.

Figura 07 - Fluxograma do processamento para obtensão dos indicadores de desertificação a partir de imagens Landsat 8.



Para converter valores de número digital em radiância no topo da atmosfera dos dados OLI, utiliza-se a equação (USGS (a), 2017):

$$L_\lambda = M_L . Q_{cal} + A_L \quad (11)$$

Sendo L_λ, a radiância no topo da atmosfera $(Watts/(m^2 . srad . \mu m))$, Q_{cal}, valores de pixel da imagem (ND). M_L e A_L, são o fator de redimensionamento multiplicativo específico de cada banda, e o fator de ganho específico de cada banda, respectivamente, ambos presentes no arquivo de metadados disponibilizado com a imagem.

Para conversão dos dados das bandas do sensor TIRS para temperatura de superfície, utiliza-se as constantes térmicas fornecidas no arquivo de metadados, e a equação (USGS (a), 2017):

$$T = \frac{K_2}{ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda}+1\right)} \quad (12)$$

Onde , T corresponde à Temperatura de brilho no satélite em Kelvin, L_λ é a radiância no topo da atmosfera $(Watts/(m^2 . srad . \mu m))$, K_1 e K_2 são constantes de conversão térmica específica de banda, contidas nos metadados.

A USGS (a) (2017), recomenda que os usuários usem somente a banda 10 para estimar a temperatura de superfície.

Em seguida, os valores obtidos em temperatura Kelvin foram subtraídos pelo seu valor absoluto (273,15), para gerar o raster de Temperatura da Superfície em graus Celsius (°C).

Para converter transformar os valores de número digital em reflectância no topo da atmosfera, a seguinte equação é usada (USGS (a), 2017):

$$\rho'_\lambda = M_\rho . Q_{cal} + A_\rho \quad (13)$$

Sendo ρ'_λ, a reflectância planetária, sem correção para o ângulo solar, Q_{cal}, valores de pixel da imagem (ND). M_ρ e A_ρ, são o fator de redimensionamento multiplicativo específico de cada banda, e o fator de ganho específico de cada banda, respectivamente, ambos presentes no arquivo de metadados da imagem.

Para obter a reflectância com correção para o ângulo do sol, utiliza-se a equação (USGS (a), 2017):

$$\rho_\lambda = \frac{\rho_{\lambda'}}{cos(\theta_{SZ})} = \frac{\rho_{\lambda'}}{sen(\theta_{SE})} \quad (14)$$

Onde, ρ'_λ, é a reflectância planetária, sem correção para o ângulo solar, ρ_λ é a reflectância corrigida, θ_{SE} = ângulo de elevação do sol local, em que o ângulo de elevação do sol do centro da cena em graus é fornecido nos metadados. θ_{SZ} = ângulo de zenith solar local, em que:

$$\theta_{SZ} = 90° - \theta_{SE} \quad (15)$$

Uma vez obtida a reflectância, foram empregadas as fórmulas 5, 6 e 10 para obtenção do NDVI, SAVI e NDWI, respectivamente.

4.2.2 Corte e Caracterização das Amostras de Pixel

Em função da extensão da área de estudo, que condiciona uma ampla variabilidade na espacialização dos índices e demanda grande poder computacional, seis amostras de pixel foram coletadas objetivando uma análise mais aprofundada dos índices, bem como suas tendências e correlações.

Cada área possui 36 km², com uma malha de 200x200 pixels, cuja localização das amostras está exposta no 6º Apêndice.

Os critérios para determinar as áreas das amostras foram variados:

- Amostra de Pixel 1 – Itacuruba: por apresentar valores preocupantes dos índices analisados;
- Amostra de Pixel 2 – Belém Rural: pela grande variabilidade nos índices ao longo dos anos estudados;
- Amostra de Pixel 3 – Petrolândia: pelo contraste entre os perímetros irrigados do projeto Apolônio Sales e a Caatinga;
- Amostra de Pixel 4 – Belém Urbano: por envolver urbanização, Caatinga e solo exposto, além de apresentar acelerada degradação;
- Amostra de Pixel 5 – Cabrobó: por conter urbanização, culturas irrigadas, Caatinga;
- Amostra de Pixel 6 – Floresta: por compreender urbanização, mata ciliar, Caatinga e solo exposto.

4.2.3 Reclassificação dos índices

A necessidade de reclassificar os indicadores advém dos diferentes significados numéricos e das complexas relações entre eles, além do fato de cada componente possuir uma unidade temática diferente. Assim, a reclassificação irá padronizar as unidades dos índices para relacionar as características de cada componente à uma categoria de análise, no caso ao Indicativo de Desertificação (ID). A reclassificação foi aplicada em toda área de estudo.

Kosmas *et al*. (2013), destaca que a definição de limites de classe introduz um nível de subjetividade, que é considerado justificável para aplicação em uma ampla gama de ambientes e condições socioeconômicas. Além disso, conduz os valores dos diferentes indicadores para intervalos comparáveis e, portanto, facilita a compreensão dos coeficientes das equações que foram desenvolvidas. Possibilita também comparar diferentes regiões, desde que um sistema de ponderação semelhante tenha sido utilizado com sucesso na definição da desertificação. Em sua metodologia também foram distinguidas cinco categorias de risco de desertificação: muito alto, alto, moderado, baixo e nenhum.

A reclassificação utilizará uma escala de suscetibilidade, que irá de 1 a 5, considerando intervalos dos indicadores, a qual refletirá no Indicativo de Desertificação (ID). O conceito ID resume a suscetibilidade e o risco da terra a uma maior degradação e desertificação de acordo com características terrestres, socioeconômicas e de gestão existentes, considerando a escala temporal empregada.

O processo de reclassificação das variáveis foi baseado na metodologia de Kazmierczak (1998), Santos e Galvíncio (2013), Kosmas *et al*. (2013) e Chang *et al.* (2017). Todos utilizaram o método que consiste em converter o intervalo de valores de pixel dos índices em valores numéricos de 1 a 5, os coeficientes foram atribuídos para cada categoria de tendência à desertificação variando de 1 (ausente) a 5 (muito alto). Assim, pode-se categorizar a gravidade da seca, bem como a influência no processo de degradação, considerando as características de cada variável.

A Tabela 08 relaciona os intervalos dos índices indicadores com o valor de reclassificação da respectiva ao processo de desertificação. Esses intervalos foram determinados com contribuição de diversos autores, onde se buscou aproximações que concordassem com o maior número de resultados encontrados na literatura.

Tabela 08 - Valor de reclassificação dos intervalos dos indicadores

	ID	NDVI	SAVI	NDWI	T sup	Solos
1	Ausente	0,60 – 1	0,60 – 1	0,20 – 1	< 25	Latossolo Amarelo
2	Baixo	0,45 – 0,60	0,35 – 0,60	0,10 – 0,20	25 - 30	Argilossolos
3	Moderado	0,30 – 0,45	0,25 – 0,35	0 – 0,10	30 - 35	Areias Quartzosas Regossolo Vertigossolos
4	Alto	0,15 – 0,30	0,15 – 0,25	-0,10 – 0	35 – 40	Cambissolos Neossolo Litólico Neossolos Flúvicos
5	Muito Alto	0 – 0,15	0 – 0,15	-1 – -0,10	>40	Luvissolos Planossolos

Fonte: Adaptado de Santos e Galvíncio (2013), Ferreira *et al*., (2014), Khire e Agarwadkar (2014), Almeida *et al.* (2014), Lamchin *et al.* (2016), Chang *et al.* (2017).

Santos e Galvíncio (2013), mapearam da susceptibilidade a desertificação, e para tal, os solos foram classificados em uma escala suscetibilidade a desertificação, cuja categorização também foi usada por Ferreira *et al*. (2014).

Almeida *et al.* (2014) identificaram as áreas susceptíveis à desertificação na região semiárida do Norte do Estado de Minas Gerais, utilizando o índice de vegetação (NDVI) para os anos de 2001 e 2010. Em sua metodologia, realizou o fatiamento dos valores de NDVI, em 6 categorias de influência ao processo de degradação.

Sá *et al*. (2014) realizaram um diagnóstico das áreas susceptíveis à desertificação da Mesorregião Sul Cearense. Para tanto, foram estabelecidos critérios com relação à cobertura vegetal numa escala de severidade da desertificação que vai desde as áreas com ausência do problema, passando pelos níveis fraco, moderado, acentuado e severo, onde a cobertura é muito escassa ou mesmo ausente, totalizando cinco níveis de severidade.

Khire e Agarwadkar (2014) realizaram uma integração de vários parâmetros que influenciam o processo de desertificação em Aurangabad, no centro da Índia. Em sua metodologia, classificaram os parâmetros em cinco classes de gravidade com base em sua influência na desertificação, sendo 1 menos severo e 5 sendo muito grave.

Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), também empregaram esta técnica para integração dos dados de NDVI, NDWI e temperatura de superfície, para obter a probabilidade de desertificação numa área do México. Cada um dos índices foi subdividido em 5 classes, indo de muito baixa a muito alta probabilidade de desertificação.

Os procedimentos para a reclassificação foram aplicados em toda a imagem e foram desenvolvidos na Calculadora Raster do QGIS, seguindo as condicionais apresentadas no Apêndice C. Cada intervalo (Tabela 08) recebeu valor entre 1 e 5.

4.2.4 Análise Estatística

Foram elaborados gráficos estatísticos para análise das tendências dos índices dentro dos anos de dados. A regressão foi aplicada para compreensão da relação dos indicadores entre si (NDVI, SAVI, NDWI, e Temperatura de superfície), nas amostras de análise de cada ano estudado.

As regressões foram aplicadas em três etapas, usando os softwares Matlab e Excel. Primeiro foi aplicada a regressão linear simples usando os índices de vegetação como variáveis dependentes, em cada uma das seis amostras de pixel.

A análise foi realizada pelo método de regressão linear usando a equação:

$$y = a + bx \quad (15)$$

Em que: x é independente (NDWI, Tsup, SAVI), e y é variável dependente (NDVI e SAVI).

Depois de realizar a regressão entre cada um dos índices, foi feita uma média entre os coeficientes de determinação significativos de cada amostra de pixel, para obter os coeficientes de determinação padronizados, que refletem a força de relacionamento médio entre os indicadores.

Num segundo momento foi realizada regressão simples, com o mapa de indicativo de desertificação como variável dependente e os indicadores como variáveis independentes, para verificar o quanto cada uma das varáveis explica o modelo.

A terceira regressão foi multipla, com o mapa de indicativo de desertificação como variável dependente e os indicadores como variáveis independentes, para verificar a contribuição de cada indicador no modelo, que terá a fórmula de integração como resultado.

4.2.5 Processo Analítico Hierárquico (AHP)

Saaty (1992) propõe aplicação do modelo matemático AHP conforme as seguintes etapas:

1. Definição dos critérios para a hierarquização dos atributos escolhidos;
2. Construção de uma matriz para a comparação pareada dos atributos selecionados para a modelagem;
3. Preencher a matriz empregando uma escala de importância de um atributo em relação ao outro atributo.
4. Calcular o vetor de peso da matriz.

Todas as etapas para a obtenção dos pesos, com o algoritmo AHP, foram realizadas em planilhas Excel. Para a construção de uma hierarquia, é necessário estabelecer uma meta, com critérios, subcritérios de comparação para cada combinação de fatores. Os critérios estabelecidos para a identificação da desertificação são relativos, nessa pesquisa foram consideradas as condições geradas pela pouca cobertura vegetal, pouca umidade, solos frágeis, e alta temperatura de superfície.

Os atributos são a Vegetação, representada pelo NDVI e SAVI, umidade, dada pelo NDWI, Temperatura de Superfície e solos. As informações desses índices foram os dados de entrada da matriz comparação pareada da Tabela 09 (semelhante a matriz de correlação). Os indicadores da desertificação são confrontados em pares, a matriz vai sendo preenchida por valores que descrevam a relação de importância do elemento da linha sobre o da coluna, de acordo com uma escala hierárquica de relevância relativa, que consta na Tabela 10. São atribuídos valores fracionados correspondentes a mesma escala nos relacionamentos com importância inversa.

Tabela 09 - Matriz de Comparação Pareada dos Atributos Avaliados

Atributos	**Vegetação**	**Umidade**	**Temperatura**	**Solos**
Vegetação	1	5	7	7
Umidade	1/5	1	1/3	5
Temperatura	1/7	3	1	1/5
Solos	1/7	1/5	5	1

Fonte: Autora (2018)

O procedimento de confrontação dois-a-dois, pode considerar a importância relativa, preferências do usuário ou dados de probabilidade. Neste caso, a escolha do valor na escala hierárquica se baseou nos coeficientes de determinação padronizados, obtido nas regressões entre os indicadores, e nas considerações de diversos autores.

Tabela 10 - Escala de Valores AHP para Comparação Pareada

Escala Numérica	Escala Verbal	Explicação
1	Mesma importância	Os dois fatores contribuem igualmente para o objetivo
3	Importância moderada de um sobre o outro	Um fator é ligeiramente mais importante que o outro
5	Importância essencial ou forte	Um fator é claramente mais importante que o outro
7	Importância muito forte	Um fator é fortemente mais importante
9	Importância extrema	A evidencia que diferencia os fatores é da maior ordem possível
2,4,6,8	Valores intermediários	-

Fonte: Saaty (1992), Paula e Souza (2010)

A vegetação, protege o solo de processos erosivos e da incidência de radiação, que eleva a temperatura de superfície. Muitas metodologias afirmam que a vegetação se destaca em estudos sobre a desertificação, com autonomia para descrever o processo (FRANCISCO *et al.*, 2012; LAMCHIN *et al.*, 2016; TONG *et al.*, 2016; GUO *et al.*, 2017). Considerando isto, a importância da vegetação sobre os temas Temperatura e Solos foi muito forte. A vegetação da Caatinga é fundamental na manutenção da umidade, mas é especialmente resistente ao estresse hídrico natural da região, assim a importância da vegetação sobre o atributo umidade, é forte.

A umidade interfere na taxa de agregação das partículas do solo, assim como na sua capacidade produtiva, por isso a umidade recebeu importância forte em relação ao solo. São as altas temperaturas que aumentam a evapotranspiração das regiões áridas, assim a temperatura recebeu importância moderada sobre a umidade.

Posteriormente foram determinados os autovalores e autovetores da matriz comparação pareada, onde os pesos de cada membro Fuzzy, correspondem aos autovetores dessa matriz. Assim, a AHP pondera todos os parâmetros e computa um valor de razão de consistência no intervalo de 0 a 1 (SAATY, 1992). Os valores de consistência individuais foram transformados em porcentagem, e formaram o conjunto de pesos utilizados para a combinação dos mapas de desertificação.

4.2.6 Integração dos Indicadores por Álgebra de Mapas

Após a etapa de reclassificação dos dados, eles foram multiplicados pelos pesos, obtidos no processo de julgamento, e, depois, somados utilizando a ferramenta de Calculadora Raster (QGIS), sendo assim gerado o Mapa de Indicativo de Desertificação. Na geração do Mapa de síntese do saneamento os dados reclassificados foram

A modelagem do mapa de indicativo de desertificação será uma média ponderada dos indicadores de toda a área de estudo reclassificados das variáveis (Equação 19), cujos pesos foram obtidos através do Processo de Análise Hierárquica – AHP, trata-se de uma técnica de apoio à decisão que estabelece pesos de importancia para as variáveis, avaliando-as em pares dentro de critérios pré-estabalcidos. Para as avaliações em pares, foram realizadas regressções lineares simples.

$$ID = \sum(P \times I_{RECLASSIFICADO}) \quad (19)$$

Em que: ID é a Indicativo de Desertificação; P é o peso atribuído à cada índice; $I_{RECLASSIFICADO}$, é cada um dos índices reclassificados.

Khire e Agarwadkar (2014) realizaram uma integração de vários parâmetros que influenciam o processo de desertificação para analisar qualitativamente a extensão e gravidade da desertificação usando sensoriamento remoto no distrito de Aurangabad, no centro da Índia. Em sua metodologia, classificaram os parâmetros em cinco classes de gravidade com base em sua influência na desertificação, para então integrá-los por somas ponderadas para calcular a gravidade do processo de desertificação.

Paula e Souza (2010) integraram dados de relevo, geologia, clima, solos, cobertura vegetal e uso da terra para o estudo da intensificação da mudança no ambiente. Em sua metodologia usaram o método AHP para estabelecer a contribuição e a importância de cada tema, e a média ponderada para integração dos dados.

5 RESULTADOS

Para dar suporte às análises, inicialmente a altimetria foi extraída dos dados do Modelo Digital do Terreno (MDE) de imagens SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) da USGS. A altimetria da área estudada encontra-se no 7º Apêndice.

O relevo apresenta extensa área rebaixada, feições de relevo plano da depressão sertaneja, composto, em sua maioria, por vastas superfícies aplainadas, suave-onduladas e onduladas, com ocorrência de pequenos declives de até 3% posicionadas em cotas modestas, e algumas poucas serras e planaltos residuais (cor laranja), áreas com declividade acentuada, onde a graduação das cores mostra finos traços de cada cota, formam cristas bem delimitadas que se sobressaem cerca de 300 a 500 m acima do piso dos pediplanos.

5.1 ESPACIALIZAÇÃO DOS INDICADORES DE DESERTIFICAÇÃO

Este tópico apresenta os resultados dos índices de vegetação, umidade e temperatura, obtidos no processamento das imagens Landsat 5 e 8. Cujos mapas, encontram-se apresentados nos Apêndices 8º ao 11º. Nestes mapas, os quadrados tracejados representam as amostras de pixel coletadas. Foram elaboradas cartas para destacar as seis amostras de pixel, apresentadas nos Apêndices 13º ao 20º, onde cada amostra compõe uma coluna, e as linhas representam os anos da respectiva amostra, e apresentam também a locação do perfil longitudinal traçado, que será discutido posteriormente.

5.1.1 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

O 8º Apêndice mostra o resultado da espacialização do NDVI, que foi dividido em 6 classes, como em Lamchin *et al.* (2016), cujas características estão descritas na Tabela 11, onde valores foram adaptados para concordar com o maior número de autores possível. Os valores absolutos e percentuais da classificação do NDVI compõem a Tabela 12, e os valores de máximos, médios, mínimos e o desvio padrão da respectiva variável encontram-se na Tabela 13.

Para os quatro anos de estudo, os mínimos valores ocorreram sobre superfície aquática, enquanto os maiores ocorreram no sul do município de Tacaratu e na região central de Carnaubeira da Penha, ambos se enquadram em áreas de serras, com cotas superiores a 500m, assim como nas superfícies de agricultura irrigada.

Tabela 11 - Caracterização das classes de NDVI

Classes NDVI	Classes Temáticas	Características
-1 – 0	Corpos hídricos e sombra	Corpos d'água, sombras.
0 – 0,15	Áreas não vegetadas	Centros urbanos, terrenos em preparo para a atividade agropecuária e solo exposto.
0,15 – 0,30	Vegetação muito esparsa	Subarbustiva a Arbustiva muito rala. Transição entre solo exposto e vegetação. Pastagens, plantações de recém plantadas.
0,30 – 0,45	Vegetação esparsa	Arbustiva densa a Subarbórea. Culturas em estágio de crescimento e vegetais de pequeno porte
0,45 – 0,60	Vegetação média	Subarbórea densa a Arbórea rala. Vegetação razoavelmente bem desenvolvida ou bem desenvolvida com espaçamento.
0,60 – 1	Vegetação densa à muito densa	Arbórea média a densa. Vegetação bem desenvolvida ou plantações em estágio próximo a colheita.

Fonte: Adaptado de Francisco *et al.* (2012), Chaves *et al.* (2013), Almeida *et al.* (2014), Matos *et al.* (2015), Lamchin *et al.* (2016)

Tabela 12 - Valores absolutos e percentuais de NDVI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005

	NDVI							
CLASSES	1985		1995		2005		2015	
	km²	%	km²	%	km²	%	km²	%
< 0	136,56	1,06	724,50	5,62	778,73	6,04	630,23	4,89
0 - 0,15	33,14	0,26	37,36	0,29	1.548,15	12,01	172,22	1,34
0,15 - 0,30	5.719,06	44,36	9.820,81	76,18	9.588,28	74,38	11.113,07	86,21
0,30 - 0,45	6.613,88	51,31	2.089,88	16,21	703,50	5,46	767,46	5,95
0,45 - 0,60	353,24	2,74	194,91	1,51	232,63	1,80	162,45	1,26
0,60 - 1	35,40	0,27	23,82	0,18	39,98	0,31	45,85	0,36
TOTAL	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00

Fonte: Autora (2018)

Tabela 13 - Valores de NDVI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão.

	1985	**1995**	**2005**	**2015**
Mínimo	-0,349	-0,566	-0,444	-0,649
Máximo	0,742	0,769	0,755	0,798
Média	0,309	0,252	0,188	0,213
Dsv. Padrão	0,071	0,103	0,105	0,109

Fonte: Autora (2018)

Houve redução nos valores de NDVI detectados. Pode-se atribuir uma pequena parcela do comportamento do NDVI de 1985 a precipitação ocorrida antes do imageamento (Tabela 06), que pode ter diminuído a reflexão do solo com o aumento da umidade, diferente dos anos seguintes, onde não houve precipitação dentro dos 20 dias anteriores ao imageamento.

Em 1985 pode-se verificar maior concentração dos valores nas classes 0,3-0,45 e 0,15-0,3 com 51,31/% e 44,36%, respectivamente, ou seja, com predominância

de área com vegetação esparsa a muito esparsa, cujas características encontram-se na Tabela 11, juntas correspondem à 95,67% da área total da imagem, como descrito na Tabela 12.

O ano de 1985 também apresentou maior área com vegetação média, NDVI entre 0,45-0,60, mas ainda foi uma porção muito irrisória, correspondendo à apenas 2,74% da área, esta porção ocorreu principalmente sobre Solos Litólicos, que são Neossolos com baixa fertilidade natural, entretanto aptos para irrigação. A vegetação média (0,45 - 0,60) ocupa áreas de agricultura e as margens de corpos hídricos, à exemplo, tem-se as amostras 4, 5 e 6, que apresentam cursos de água em seu recorte.

A categoria de áreas não vegetadas, com NDVI entre 0 – 0,15, se apresentou em apenas 0,26% da área. Já a categoria com NDVI <0, correspondente à cursos de água e sombras, cobriu 1,06% da área.

A partir do ano de 1995, deve-se considerar o aumento da área alagada em função da construção da barragem e da formação do Reservatório de Itaparica, localizada na divisa de Petrolândia-PE com Glória-BA. Com a presença de maior lâmina d'água na região houve aumento na categoria referente à corpos hídricos e sombras (NDVI<0), que passou a ocupar 5,62% da área.

A perda de vegetação fica evidente com a mudança de classe mais representativa, onde a que obteve maior concentração em 1995 foi a referente à vegetação muito esparsa, que corresponde a faixa entre 0,15 e 0,30, cuja cobertura evoluiu de 44,36% em 1985, para 76,18%, em 1995, enquanto a classe 0,30 - 0,45 foi de 51,31% para 16,21%, com destaque para as amostras de pixel 2, 3 e 5. A percentagem de áreas não vegetadas foi de apenas 0,29%.

Silva, Gama e Santos (2016), determinaram a evolução espaço-temporal de indicadores de desertificação, entre eles o NDVI, para a cidade de São João do Cariri, Paraíba semiárida, com severos níveis de terras em degradação em 1990 e 2005. Onde houve uma variação significativa nos valores de NDVI o período de 15 anos, com classes mais representativas entre 0,2 e 0,4.

Em 2005, a classe mais representativa permaneceu entre 0,15 e 0,30, com 74,38% de vegetação muito esparsa. A classe que apresentou maior crescimento foi a correspondente a áreas não vegetadas (NDVI entre 0 e 0,15), que cresceu de 0,26% em 1985 para 12,01% em 2005, com destaque para as amostras de pixel 1 e 4. O NDVI negativo, cobriu 6,04% da área.

No ano de 2015 pode-se observar uma tendência à melhora do quadro ambiental. Onde houve maior ocorrência da classe 0,15 – 0,30, equivalente a vegetação muito esparsa, com 86,21% e redução das áreas não vegetadas (NDVI entre 0 – 0,15) de 12,01% para 1,34% em 2005 e 2015, respectivamente.

No entanto, por se tratar de uma imagem OLI, deve-se considerar alguns aspectos divergentes, como a resolução radiométrica de 16 bits, que garante maior desempenho radiométrico, uma vez que as imagens anteriores possuíam 8 bits. Desta forma, os sensores OLI e TIRS permitem maior caracterização de alvos da imagem e diminuição do efeito de sombras. Por esse motivo, Ke *et al*. (2015) avaliaram as características do NDVI derivado de OLI Landsat 8 comparado com NDVI de Landsat 7 ETM +, entres outros sensores. Concluíram que o Landsat 8 gerou valores menores de NDVI na área da água do que o Landsat 7, e com maior variabilidade espacial em áreas vegetadas e urbanas e que, de modo geral, há bom acordo entre os NDVI's Landsat 8 OLI e Landsat 7 ETM +, bem como medidas in situ, o que garante que seja confiável integrar as novas observações de sensores com os sensores de satélite múltiplos. Eles ainda afirmaram que o maior contraste de NDVI entre áreas vegetativas e áreas de água e a maior variabilidade espacial do NDVI de Landsat 8 OLI indicaram que o novo sensor possui melhor capacidade de monitoramento.

A classe menos representativa de NDVI é a mesma para as quatro imagens, a de valores acima de 0,6, que não chegou a computar 1% da área em nenhum ano estudado, pode-se observar na Tabela 12, permitindo inferir a presença de uma vegetação bastante rala na área de estudo.

A presença de valores altos de NDVI se referem aos perímetros de agricultura irrigada, que pode ser melhor observada nas amostras de pixel 3 (Figura 16) e na amostra 5 (Figura 17) corroborando com Santos e Galvíncio (2013), que obtiveram NDVI de 0,51 a 0,70 e NDWI variando entre -0,21 a 0, no perímetro irrigado do município de Ibimirim-PE, e com Bezerra *et al*. (2014) que encontraram nos talhões do polo agrícola de Baraúnaem, localizado em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, valores de 0,5 a 0,8 em época de estiagem.

5.1.2 Índice de Vegetação Ajustado por Solo (SAVI)

O 9º Apêndice mostra o resultado da espacialização do SAVI. Segundo Chaves *et al*. (2013), no semiárido um dos grandes problemas é a influência secundária do solo, e a mistura dos espectros solo-vegetação. Solos claros refletem mais que solos

escuros, ocorrendo influência também da textura, umidade, conteúdo de matéria orgânica e de minerais de ferro. Índices baseados na razão, como o NDVI, tende a aumentar quando o solo do substrato é escuro, de baixa refletância, e os solos de alta reflectância facilmente são confundidos com vegetação seca.

Assim, o SAVI se apresenta ligeiramente menor que o NDVI nas categorias de cobertura da superfície. Concordando com Huete e Tucker (1991), onde foi relatada uma resposta de NDVI maior, o que causou a superestimação da densidade da vegetação em áreas desérticas. Alves et al. (2014), também observaram que, embora os índices NDVI e SAVI apresentassem a mesma tendência, os valores médios de NDVI (0,34) foram mais elevados que os do SAVI (0,20), em seu estudo na Bacia hidrográfica do alto curso do Rio Paraíba-PB. Leite, Santos e Santos (2017), também obtiveram SAVI menor que NDVI, com o NDVI e SAVI médios para os seguintes usos do solo: Plantação de Eucalipto: 0,88 e 0,64; Estrada de barro: 0,68 e 0,48; Rodovia: 0,46 e 0,29; Solo exposto 0,34 e 0,24; e Mata ciliar 0,81 e 0,49. O SAVI dos quatro anos estudados foi dividido em 6 classes, as quais estão caracterizadas na Tabela 14.

Tabela 14 - Caracterização das classes de SAVI

Classes SAVI	Classes Temáticas	Características
-1 – 0	Corpos hídricos e sombra	Corpos d'água, sombras.
0 – 0,15	Áreas não vegetadas	Urbanização, terrenos em preparo para a atividade agropecuária e solo exposto.
0,15 – 0,25	Vegetação muito esparsa	Transição entre solo exposto e vegetação. Pastagens, plantações de recém plantadas.
0,25 – 0,35	Vegetação esparsa	Culturas em estágio de crescimento e vegetais de pequeno porte
0,35 – 0,60	Vegetação média	Vegetação razoavelmente bem desenvolvida ou bem desenvolvida com espaçamento.
0,60 – 1	Vegetação densa	Vegetação bem desenvolvida ou plantações em estágio próximo a colheita.

Fonte: Adaptado de Demarchi, Piroli e Zimback (2011), Rêgo *et al*. (2012) e Leite, Santos e Santos (2017)

A distribuição absoluta e percentual consta na Tabela 15 e os valores de máximos, médios, mínimos e o desvio padrão, encontram-se na Tabela 16. Os valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão da Tabela 16, revelam baixos valores do SAVI, além de pouca variação nos distintos anos das cenas, com destaque para 1985 que possui o maior valor médio (0,168) em decorrência de eventos chuvosos e 2005 com a média mais baixa (0,115). Com relação à distribuição percentual de pixels em cada classe de SAVI no período estudado, houve redução nos valores detectados, assim como no NDVI.

Tabela 15 - Valores absolutos e percentuais de SAVI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015

SAVI								
CLASSES	1985		1995		2005		2015	
	km²	%	km²	%	km²	%	km²	%
< 0	136,46	1,06	724,50	5,62	778,06	6,04	630,08	4,89
0 - 0,15	3.352,50	26,01	7.793,24	60,45	10.352,14	80,30	6.383,25	49,52
0,15 - 0,25	8.955,84	69,47	4.143,53	32,14	1.388,59	10,77	5.507,42	42,72
0,25 - 0,35	395,54	3,07	201,66	1,56	300,71	2,33	246,01	1,91
0,35 - 0,60	50,84	0,39	28,35	0,22	71,78	0,56	123,91	0,96
0,60 - 1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,62	0,00
TOTAL	12.891,18	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00

Fonte: Autora (2018)

Tabela 16 - Valores de SAVI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão.

	1985	**1995**	**2005**	**2015**
Mínimo	-0,103	-0,139	-0,179	-0,216
Máximo	0,547	0,540	0,595	0,639
Média	0,168	0,140	0,115	0,146
Dsv. Padrão	0,040	0,049	0,057	0,059

Fonte: Autora (2018)

O ano de 1985 apresentou maior ocorrência da classe relativa à Vegetação muito esparsa, com pixels entre 0,15 e 0,25, os demais anos tiveram a representação mais expressiva no intervalo de 0 a 0,15, correspondente a regiões sem vegetação, com destaque para o ano de 2005, com 80,30% da área.

A categoria (SAVI<0), teve exatamente a mesma percentagem que o NDVI<0, com 1,06%, 5,62%, 6,04% e 4,89% em 1985, 1995, 2005 e 2015, respectivamente. Cujo aumento a partir de 1995 se deve a presença de maior lâmina d'água na região, graças a construção do Reservatório de Itaparica. Esta área corresponde à cursos de água, solo exposto e sombras. Rêgo *et al*. (2012) também obtiveram valores negativos correspondendo à corpos d'água, solo exposto e área construída. Os resultados obtidos também concordam com Demarchi, Piroli e Zimback (2011), que encontraram valores SAVI entre -0,2 e 0,2 para solo exposto, cobertura vegetal escassa, ocupados por pastagem, laranja ou recém cultivados, apresentaram valor de SAVI entre 0,2 e 0,3. As áreas vegetadas ficaram concentradas em SAVI de 0,3 a <0,6.

O SAVI não apresentou variação considerável em relação à pedologia, mas houve grande influência da altitude (7º Apêndice). Os lugares com maiores valores de SAVI se encontram nos pontos mais altos que 470 m, sobre áreas de agricultura irrigada, ou as margens de corpos hídricos.

Altos valores dos índices de vegetação ocorreram sobre Neossolos, principalmente em áreas de agricultura irrigada desenvolvida sobre os solos Aluviais nas margens do São Francisco em Cabrobó e sobre Areias Quartzosas no domínio da Bacia Sedimentar do Jatobá, município de Petrolândia e Tacaratu. Contraditoriamente, apesar de serem aptos para irrigação, segundo Araújo Filho *et al*. (2000), os Neossolos são normalmente rasos, arenosos, pedregosos e muito susceptíveis à erosão, com baixa fertilidade natural.

Esta contradição foi estudada por Souza (2008), ao fazer análises de solos na região do Cariri paraibano, constatou que há fertilidade normal nos solos das áreas consideradas com níveis elevados de desertificação. Em sua pesquisa, o autor reconheceu que o Pavimento Desértico (cobertura com elevada pedregosidade) dominante nos solos daquela região, oferecem proteção contra a erosividade, inibindo o potencial de erodibilidade, portanto, o que justifica a existência de solos ainda férteis.

Corroborando com Chaves *et al.* (2013), em que a vegetação de menor porte e densidade de recobrimento, rala e muito rala (NDVI 0,150-0,225), esteve normalmente associada às áreas de ocorrência do solo Luvissolo Crômico, enquanto vegetação média a densa (NDVI > 0,5), foi identificado sobre Neossolos.

Considerando a vegetação nos quatro anos de estudo, o NDVI e SAVI mostraram valores mínimos sobre superfície aquática. Na superfície terrestre com menores resultados ocorreram no município de Itacuruba e em Belém de São Francisco, próximo ao reservatório de Itaparica. Enquanto os maiores ocorreram pontualmente nas margens do São Francisco nos municípios de Petrolândia e Cabrobó, e também no sul do município de Tacaratu, e na região central de Carnaubeira da Penha, essas áreas mais vegetadas correspondem respectivamente à agricultura irrigada (Amostras de pixel 3, 5 e 6 nos Apêndices 15º e 16º) e vegetação preservada por se enquadrar em áreas de serras, com cotas superiores a 500 m. Concordando também com Cunha *et al*. (2012), onde os resultados mostraram cobertura vegetal mais evidente nos trechos com maior declive da bacia hidrográfica no semiárido paraibano.

Segundo Travassos e Souza (2011), a fitomassa causa influência direta nas características vitais do solo, uma vez que age como isolante térmico entre o solo e a atmosfera. Assim, uma boa cobertura do solo dificulta a ação direta do impacto das gotas da chuva, dificultando as mudanças de umidade e temperatura, além de

promover e facilitar o desenvolvimento do sistema radicular e das atividades microbianas, colaborando para melhoria de seus padrões químicos e de fertilidade.

5.1.3 Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDWI)

O 10º Apêndice mostra o resultado da espacialização do NDWI. Gao (1996), autor que propôs o NDWI, determinou os seguintes valores do índice para as respectivas características: O valor NDWI é negativo para a maioria das superfícies do solo exposto e para o espectro da vegetação seca é -0,056. O NDWI para o espectro de vegetação verde é 0,064. Assim, o índice foi seccionado em 5 classes, cujas características, definidas com contribuição de vários autores, constam na Tabela 17 e a distribuição absoluta e percentual consta na Tabela 18.

Tabela 17 - Caracterização das classes de NDWI

Classes NDWI	Superfícies
-1,00 – -0,10	Solo exposto e/ou Vegetação muito esparsa
-0,10 – 0,00	Vegetação seca ou esparsa
0,00 – 0,10	Vegetação verde média à densa
0,10 – 0,20	Vegetação densa e/ou Águas rasas
0,20 – 1,00	Vegetação densa, Culturas irrigadas e/ou Corpos hídricos

Fonte: Adaptado de Gao (1996), Ogashawara e Bastos (2012) e Chang *et al.* (2017).

Tabela 18 - Valores absolutos e relativos de NDWI no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005

	NDWI							
CLASSES	1985		1995		2005		2015	
	km²	%	km²	%	km²	%	km²	%
-1,00 – -0,10	7.335,44	56,90	10.637,26	82,52	10.780,05	83,62	11.390,21	88,36
-0,10 – 0,00	4.383,93	34,01	1.087,93	8,44	768,34	5,96	535,91	4,16
0,00 – 0,10	713,54	5,54	256,10	1,99	291,45	2,26	198,98	1,54
0,10 – 0,20	223,68	1,74	122,16	0,95	481,42	3,73	500,31	3,88
0,20 – 1,00	234,69	1,82	787,84	6,11	570,03	4,42	265,87	2,06
TOTAL	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00	12.891,28	100,00

Fonte: Autora (2018)

Os valores de máximos, médios, mínimos e o desvio padrão da respectiva variável encontram-se na Tabela 19.

Tabela 19 - Valores de NDWI - mínimos, médios, máximos e desvio padrão.

	1985	1995	2005	2015
Mínimo	-0,310	-0,416	-0,372	-0,368
Máximo	0,702	1,000	0,657	1,000
Média	-0,092	-0,112	-0,146	-0,161
Dsv. Padrão	0,084	0,157	0,123	0,107

Fonte: Autora (2018)

Observando as médias na Tabela 19, percebe-se decrescente distribuição da umidade, a alta distribuição de valores negativos se reflete nas médias negativas.

Albuquerque *et al*. (2014) também relataram grande ocorrência de valores negativos de NDWI no município de Sousa–PB, onde o valor médio foi de -0,16, concordante com o apresentado nessa pesquisa.

O histórico estresse hídrico também fica evidente quando se nota que as classes representativas na Tabela 18, foram inferiores a zero em todos os anos estudados, com destaque para 2015, com mais de 88% das terras com NDWI inferior a -0,1. Em 1985, houve maior ocorrência da classe -1 a -0,10, que corresponde a superfícies de solo exposto e/ou vegetação muito esparsa, com 56,90%, seguida pela classe de vegetação seca, com valores de NDWI entre -0,1 a 0, com 34,01%. Os valores superiores a zero, correspondentes à vegetação verde e água, somam apenas 9,10% da área.

Em 1995, a classe -1 a -0,1 se manteve mais representativa, cobrindo 82,52%. A segunda classe de maior ocorrência foi a -0,1 a 0, com 8,44%. As regiões mais úmidas, com valores positivos de NDWI, totalizaram 9,05%, sendo 6,11% pertencente à classe de 0,2 – 1, em função do crescimento da superfície de água em pela criação do Reservatório de Itaparica.

Acontece da mesma forma para o ano de 2005, onde a classe de solo exposto e vegetação muito esparsa (NDWI<-0,1) cresceu para 83,62%, seguida pelos 5,96% da classe -0,1 a 0, de superfícies com vegetação seca ou esparsa. A superfície de vegetação verde e/ou corpos hídricos (NDWI > 0), progrediu para 10,41%. E em 2015, tem-se 88,36% da área compreendida entre o intervalo -1 a -0,1, 4,16% entre -0,1 e 0, e apenas 7,48 com valores positivos.

Gao (1996) enfatizou a relevância do NDWI por mostrar o vigor da vegetação através do conteúdo de água presente em suas folhas, onde quanto menor o índice menor a presença de água na vegetação.

O estresse hídrico de uma região está principalmente relacionado à fatores climáticos. Segundo Ribeiro (2016), a baixa altitude da Depressão Sertaneja somada à distanciação do eixo de penetração da ZCIT (principal fonte de precipitação nos trópicos), fazem com que os aspectos hidroclimatológicos sejam mais severos (temperatura do ar mais elevada e precipitação mais escassa e muito mal distribuída), tornando o equilíbrio ecológico mais frágil. Proporcionando maiores deficiências hídricas, consequentemente, uma biomassa mais rarefeita com presença de solo exposto, como se pode observar nos índices de NDVI, SAVI e NDWI.

Os perímetros de agricultura irrigada e a Caatinga densa (NDVI>0,45 e SAVI>0,35) apresentaram valores análogos de NDWI, situando-se principalmente em torno de 0,2. A Caatinga esparsa (NDVI entre 0,3 e 0,45 e SAVI entre 0,25 e 0,35) teve NDWI em torno de 0. As áreas não vegetadas e com vegetação muito esparsa, identificadas no NDVI e SAVI, apresentaram NDWI menor que -0,1, indicando baixíssima presença de água nestes locais. A não diferenciação entre as classes supracitadas deve-se a caracterização de uma vegetação com grande quantidade de folhas e/ou galhos secos, além da escassez hídrica pela alta evaporação e evapotranspiração da região. Já os valores negativos dos índices de vegetação em mesma área de valores maiores que 0,20 de NDWI apontam altas concentrações de água.

Santos e Galvíncio (2013), obtiveram valores de NDWI em torno de 0,3 na vegetação densa, representada pelo predomínio da caatinga arbórea; em torno de 0,1 na vegetação esparsa, com predomínio da caatinga arbustiva; entre -0,30 a -0,99 numa mistura entre caatinga bastante esparsa, solo exposto, pecuária extensiva e outros usos não descriminados.

Ferreira *et al.* (2011) encontraram valores de NDWI no município de Petrolina-PE variando de 0,00 a 0,29 em vegetação verde e, em alguns casos, onde a vegetação apresentava-se seca, valores inferiores a zero, as áreas de culturas irrigadas apresentavam valores de umidade superiores a 0,30.

O NDWI, se apresentou maior em áreas de maior altitude, por serem as mais vegetadas, e não apresentou variação de acordo com a pedologia.

5.1.4 Temperatura de Superfície (Tsup)

No 11º Apêndice estão espacializadas as classes de temperatura de superfície (Tsup) nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015. Pode-se observar que as Tsup intermediárias estão representadas na cor amarela (30 – 35ºC), dado que a média se situou entre 34°C, a cena do ano de 1995 se destaca nesta classe; as Tsup menores que 30ºC estão ilustradas em tons de azul; e as Tsup mais elevadas (> 35ºC) na cor laranja e vermelho, com destaque para as cartas de 2005 e 2015, que tiveram mais de 80% da área dentro desta categoria.

Os valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão da temperatura de superfície, constam na Tabela 20, e apresentam médias acima de 30°C para todos os anos, com destaque para o ano de 2005 e 2015, com médias maiores que 37°C e

valores máximos maiores que 45°C. Os resultados foram divididos em 5 classes, com amplitude de 5°C, cujos valores absolutos e percentuais de ocorrência na área constam na Tabela 21.

Tabela 20 - Valores de Temperatura de Superfície - mínimos, médios, máximos e desvio padrão.

	1985	**1995**	**2005**	**2015**
Mínimo	9,407	21,956	12,443	23,752
Máximo	43,156	39,938	45,405	45,586
Média	30,981	33,181	37,670	37,755
Dsv. Padrão	3,764	3,073	4,445	3,608

Fonte: Autora (2018)

Tabela 21 - Valores absolutos e relativos da Temperatura de Superfície no Núcleo de Cabrobó e entorno, nos anos 1985, 1995 e 2005

Temperatura da Superfície								
CLASSES	1985		1995		2005		2015	
	km²	%	km²	%	km²	%	km²	%
< 25	1.083,09	8,40	728,97	5,65	709,78	5,51	454,25	3,52
25 - 30	3.091,98	23,99	544,71	4,23	300,66	2,33	220,28	1,71
30 - 35	7.418,70	57,55	8.437,83	65,45	967,99	7,51	917,92	7,12
35 - 40	1.295,09	10,05	3.179,76	24,67	6.944,53	53,87	8.666,55	67,23
> 40	2,42	0,02	0,00	0,00	3.968,33	30,78	2.632,27	20,42
TOTAL	12.891,28	100	12.891,28	100	12.891,28	100	12.891,28	100

Fonte: Autora (2018)

O ano estudado com as temperaturas mais amenas foi 1985, com 89,94% da área de estudo com temperatura de superfície menor que 35°C. A classe mais representativa se deu entre 30°C e 35°C, cobrindo 57,55%, seguida pela 25° a 30° em 23,99% da área. As menores temperaturas menores que 25° cobriram 8,4% da área. As temperaturas superiores a 35° somaram 10,07%.

Em 1995, a maior ocorrência permaneceu entre 30 e 35°C, mas, se comparado ao ano 1985 esta classe aumentou, indo para uma cobertura de 65,45%, a segunda maior classe foi o intervalo de 35° a 40°C, com 24,67%. As temperaturas inferiores a 30°C somaram 9,88%.

É no ano de 2005 que acontece o mais expressivo aumento, e também é o ano de temperaturas de superfície mais altas, onde a faixa entre 35 e 40°C torna-se a maior, com 53,87%, a segunda maior classe também aumenta para temperaturas superiores a 40°, com 30,78%. Temperaturas inferiores a 35°C somam 15,35%.

No ano de 2015, houve diminuição de temperatura, com perda de cerca de 10% das áreas acima de 40°C, que passam a cobrir 20,42%, enquanto o intervalo entre 35° e 40° cresce para 67,23%. Temperaturas menores que 35°C totalizam 15,35%.

A classe mais representativa nos anos 1985 e 1995 é a que compreende a faixa entre 30 e 35°C, enquanto para a imagem de 2005 e 2015 ocorre na faixa entre 35 e 40°C. Corroborando com Matos et a. (2015), que entre as datas 01/10/1985 e 06/10/2010, estudaram o albedo, o NDVI e a temperatura ao entorno do Reservatório de Itaparica. E observaram a classe mais representativa é a que compreende a faixa entre 29 e 35°C, sendo 32 e 35°C para a imagem de 1985, enquanto para a imagem de 2010 ocorre na faixa entre 29 e 35°C, representando aproximadamente 45% e 26% da área imageada, respectivamente.

Analisando as cartas também pode se constatar que a variação da Tsup foi inversamente proporcional a distribuição da umidade, e que áreas onde houve aumento na Tsup (11º Apêndice) sofreram redução do NDVI (8º Apêndice) e do SAVI (9º Apêndice), apresentando vegetação rasteira e solo exposto. Como em Bezerra *et al*. (2014), áreas com NDVI entre 0,1 e 0,3 resultaram em Tsup entre 30° e 37°C, enquanto em áreas com NDVI entre 0,5 e 0,7, foram detectadas Tsup entre 22° e 29°C. Silva, Silva e Silva (2015) também tiveram menores Tsup nas regiões mais vegetadas, e explicam que esse fato pode ser decorrente de vários fatores, seja a alteração da velocidade do vento, a rugosidade de vegetação, o direcionamento das folhas no sentido do fluxo de ar.

Dessa forma, pode–se inferir que o maior volume de vegetação colabora para atenuar a temperatura e conservar a umidade do solo. Lopes *et al.* (2010) avaliaram a importância dos parâmetros temperatura da superfície junto ao NDVI na quantificação das mudanças ocorridas em área afetada pelos processos de desertificação, em Pernambuco. As regiões com menor aumento na temperatura da superfície se compunham de áreas com vegetação densa do tipo vegetação arbustiva arbórea fechada e vegetação de contato entre caatinga e cerrado. As regiões com grande aumento na temperatura da superfície correspondem à solo exposto, significando um início de degradação do solo.

Ferreira et al. (2012), ao analisar a dinâmica espaço-temporal da vegetação de Caatinga no município de Petrolina-PE, também observaram que em áreas de agricultura irrigada ocorreram valores elevados dos índices de vegetação e baixa temperatura da superfície.

A relação entre a quantidade de vegetação e a temperatura de superfície forma um ciclo vicioso, onde diminuição da vegetação provoca aumento da temperatura de superfície, que por sua vez, dificulta a regeneração da vegetação, o que mantém o

solo sem proteção, elevando ainda mais a temperatura, e assim sucessivamente. Esse fato foi explicado em Souza, Macêdo e Silva (2015), que estudaram a influência da temperatura dos solos na regeneração natural da caatinga nos Cariris Velhos, Sertão da Paraíba. Seus resultados mostram que o desmatamento vem aumentando a temperatura média dos solos, e isso tem tornado ainda mais difícil a recuperação destes ambientes. Pois, foram obtidas temperaturas de superfície superiores a 35°C em grande parte de sua área de estudo e, nessas condições, a maioria das sementes das espécies consultadas não se desenvolveria.

O NDWI (10º Apêndice) também apresentou uma diminuição geral em áreas de maiores Tsup. Noyola-Medrano e Martínez-Sías (2017), também observaram essa variação e explicaram que um aumento geral de temperatura da superfície aumenta os processos de evaporação, contribuindo para redução da umidade.

Santos et al. (2014), fizeram uma análise de parâmetros ambientais no núcleo de desertificação de Irauçuba-CE, e verificaram que nas áreas com baixos índices de vegetação, a temperatura aumentou num intervalo de 0,1 a 9 °C. Assim, concluíram que a vegetação contribui de forma favorável para a conservação da umidade do solo, detendo a irradiação solar em seus arredores, atenuando o aquecimento e amenizando a temperatura, ao contrário da área afetada pelo processo de desertificação, onde o solo, com pouca ou nenhuma cobertura, libera calor sensível para a atmosfera.

Esses resultados são compatíveis com a pesquisa realizada por Silva, Silva e Silva (2015), que estimaram a temperatura na superfície no município de São João do Cariri, semiárido da Paraíba. A imagem da data 28/10/2009 apresentou os maiores valores de Tsup estimada, variando em torno de 40°C, nas áreas de cultivo e de vegetação arbustiva, as temperaturas menores, próximas a 20°C, apareceram na presença de vegetação com um porte mais elevado, bem como alguns corpos hídricos.

Vale considerar que as áreas com maior biomassa estão relacionadas com as maiores altitudes, fazendo com que a altimetria apresente grande correlação inversa com a Tsup, medindo menos de 30°C nas altitudes acima de 500 m e mais de 35°C em regiões de até 350 m. Assim como em Ferreira *et al*. (2015), que analisaram diversos índices no Estado da Paraíba, e detectaram os menores valores de temperatura nas áreas de altitudes mais elevadas, onde as altitudes são baixas,

destacando-se a mesorregião do Sertão da Paraíba, observam-se os maiores valores de temperatura média ao longo do ano.

A estrutura superficial da paisagem acompanha a geomorfologia (1º Anexo) e pedologia (2º Anexo), ao confrontá-las com as cartas dos índices espectrais (NDVI, SAVI, NDWI e Tsup, no 8º, 9º, 10º e 11º Apêndice, respectivamente), pode-se observar que a maioria das áreas com os menores valores de vegetação e umidade, e maiores temperaturas de superfície se deram sobre a estrutura geomorfológica da Depressão Sertaneja, composta por superfícies aplainadas com absoluto predomínio de intemperismo físico. E pedologia marcada por solos residuais, de texturas argilo-arenosas a cascalhosas, duros, em geral jovens e finos (profundidade inferior a 2m), com agregações que alternam perfis Luvissolos (Bruno Não Cálcico) e Planossolos (Planossolo e Solonetz Solodizado), ambos caracterizados naturalmente pela baixa permeabilidade, alta suscetibilidade à erosão, e impróprios para a agricultura.

Nas rupturas de gradiente que marcam as poucas encostas, apresentadas no mapa de altimetria (7º Apêndice), por sua vez encontram-se solos litólicos a câmbicos, com vegetação razoavelmente bem desenvolvida, com boa umidade e temperaturas em torno de 30°C. Consoante a Cunha *et al*. (2012), que estudaram a dinâmica da cobertura vegetal da bacia hidrográfica do rio do Peixe, no semiárido paraibano, e observaram vegetação mais evidente nos trechos de maiores declives da bacia hidrográfica.

5.2 ANÁLISE DAS AMOSTRAS DE PIXEL

Com o objetivo de analisar as tendências temporais, e de aplicar testes de correlação entre os indicadores de desertificação foram coletadas seis amostras de pixel, onde foi possível associar o comportamento dos índices a superfícies de uso e ocupação do solo mais específicas.

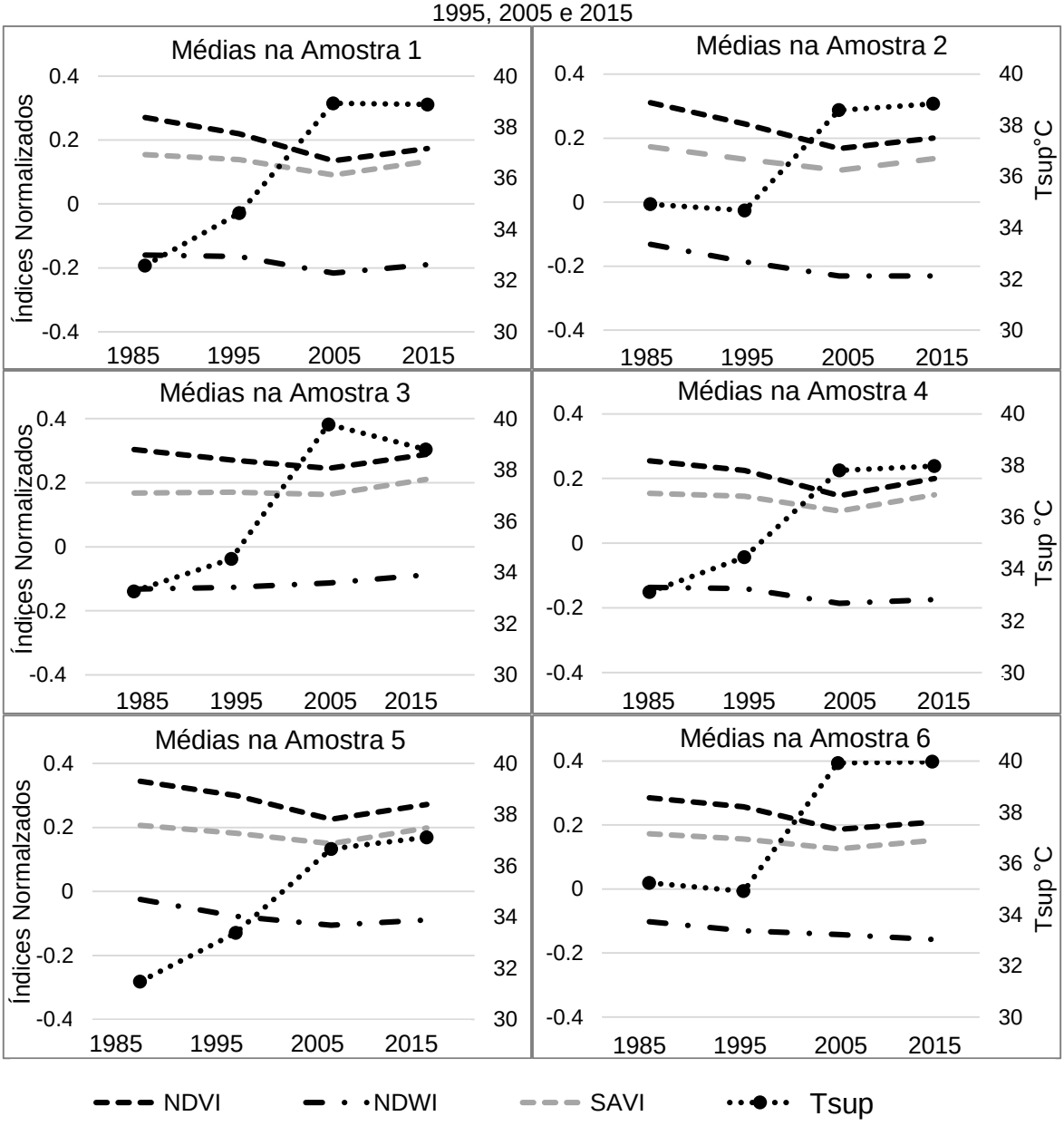
A Figura 08 apresenta o comportamento dos valores médios dos indicadores ao longo do período estudado.

Pode-se notar, que os índices normalizados aplicados nesse estudo (NDVI, SAVI e NDWI) possuem tendências diretamente proporcionais, o que não ocorre com a temperatura de superfície, que se mostra inversamente proporcional.

O comportamento médio dos indicadores de desertificação dentro das amostras de pixel, reflete que houve indicativo de tendência à degradação entre 1985 e 2005, com perda da cobertura vegetal, perda de umidade e grande elevação da

temperatura, e recuperação entre 2005 e 2015. Essa recuperação não condiz com os dados hidrometeorológicos consultados, logo, não se relaciona a eventos de precipitação.

Figura 08 - Comportamento das médias de cada indicador nas 6 Amostras de Pixel, para anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

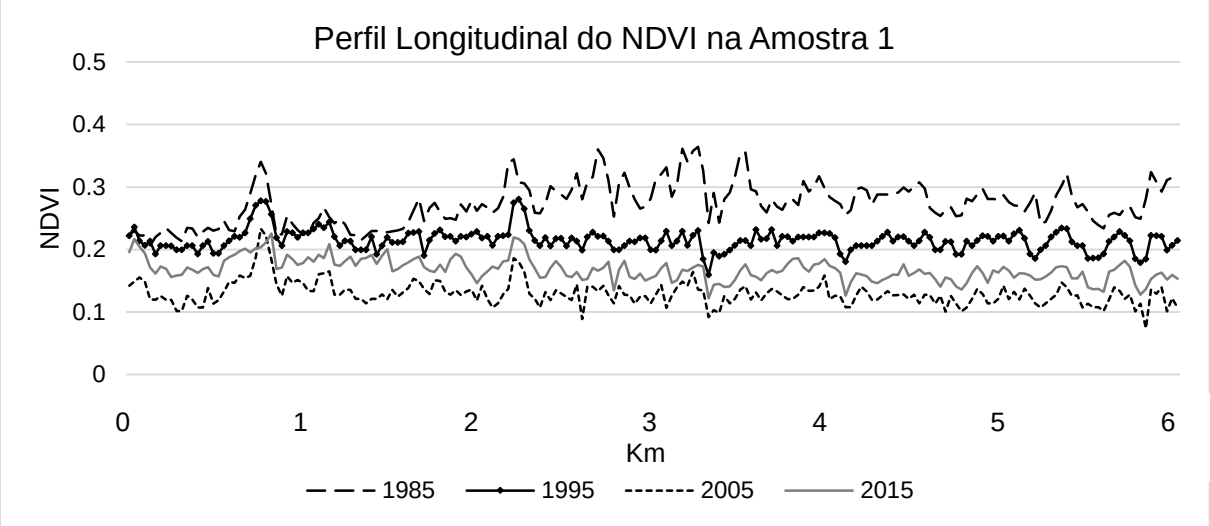
Os índices de vegetação mostram o mesmo comportamento, no entanto, o NDVI se mantém sempre com valores maiores que o SAVI. Com destaque para amostra 1, como a menos vegetada no período, e para as amostras 3 e 5, que tiveram a maior recuperação no valor médio entre 1995 e 2005, no entanto isso se deu pela criação dos perímetros de cultura irrigada.

O NDWI acompanha os índices de vegetação nas amostras 1, 4 e 5, na amostra 3 só houve progressão, graças à agricultura irrigada, e nas amostras 2 e 6 só houve decréscimo na umidade média, coincidentemente, essas duas amostras abrangem urbanização. A Tsup foi o indicador que mais sofreu alterações, com destaque para as amostras 1, 5 e 6, que apresentaram um ganho de mais de 6°C no período estudado.

Foram elaboradas cartas de espacialização para as amostras de pixel, de cada um dos indicadores, e estas se encontram nos Apêndices: NDVI (13º e 14º Apêndice), SAVI (15º e 16º Apêndice), NDWI (17º e 18º Apêndice) e Temperatura de Superfície (19º e 20º Apêndice). Nelas também foi apresentado a locação de perfis longitudinais, os quais serão discutidos agora.

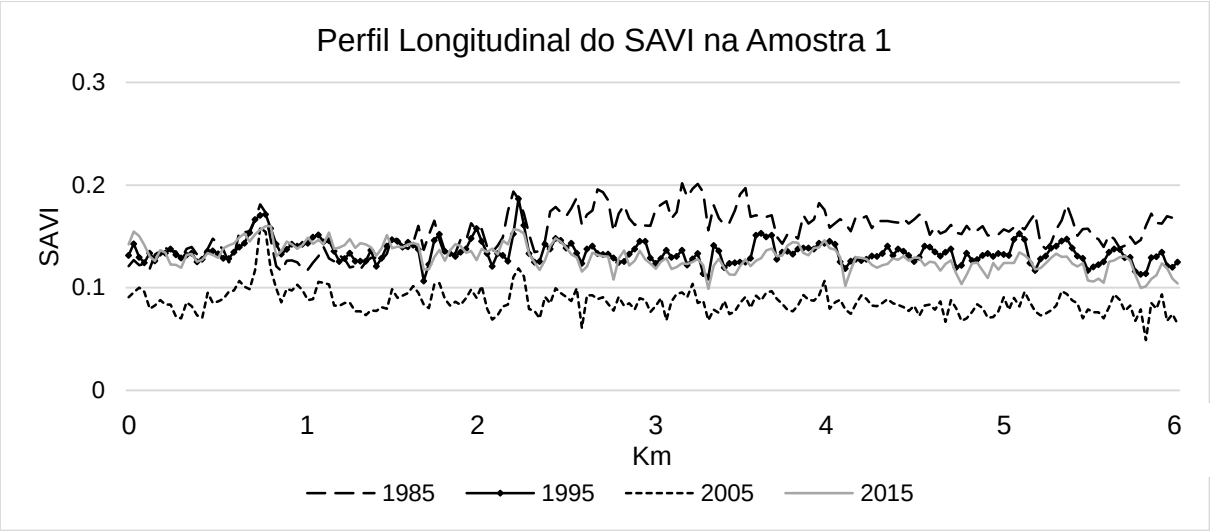
Na amostra de pixel 1, o perfil longitudinal das Figuras 09 a 12, foi traçado sobre Caatinga. Essa amostra é composta basicamente por vegetação seca e solo exposto, que possuem comportamentos espectrais semelhantes, dessa forma, o perfil longitudinal não apresentou grandes discrepâncias ao longo de sua extensão.

Figura 09 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



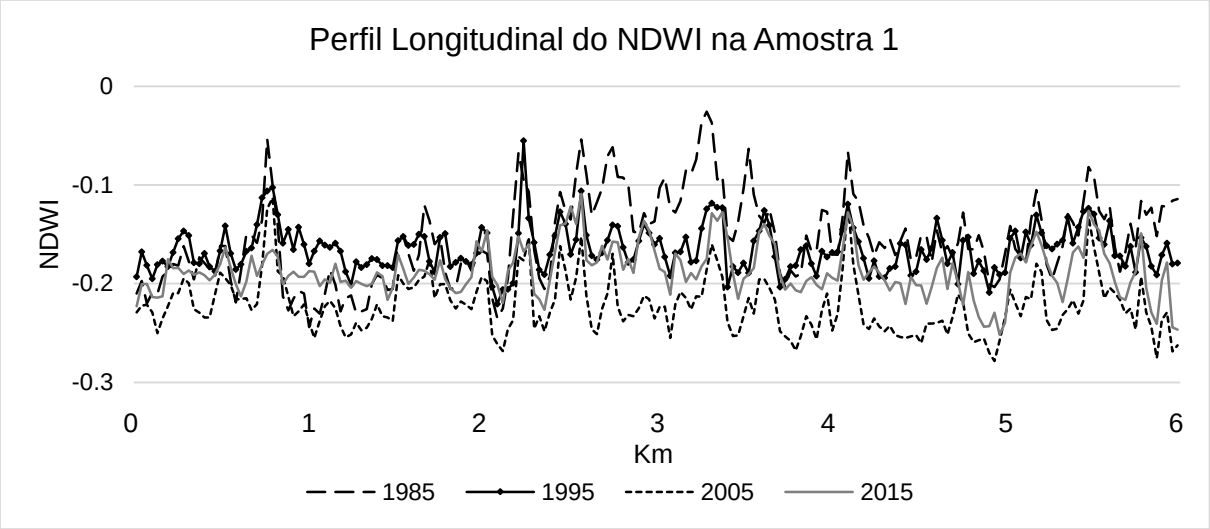
Fonte: Autora (2018)

Figura 10 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



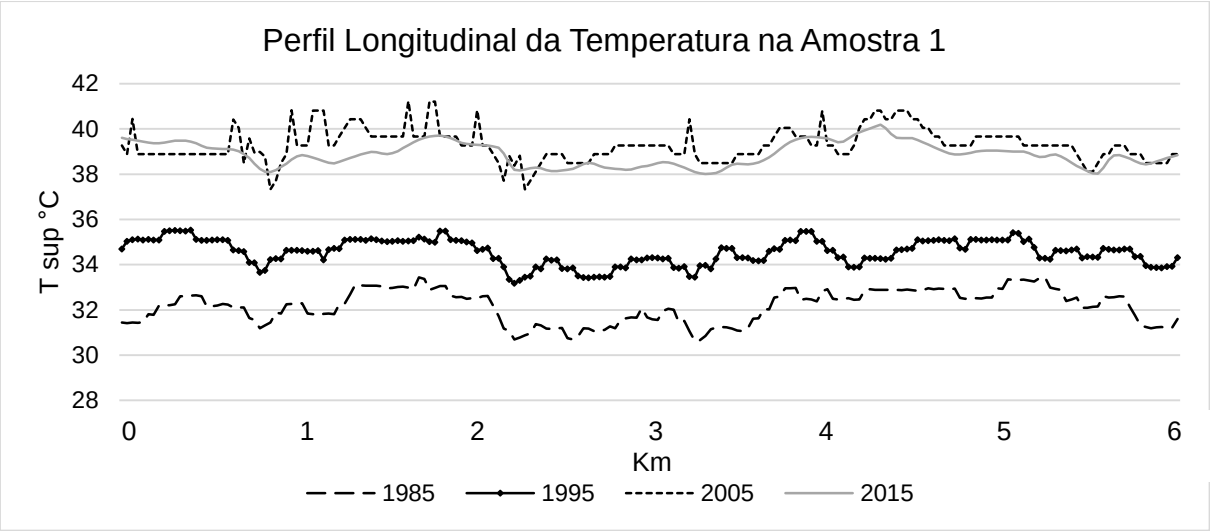
Fonte: Autora (2018)

Figura 11 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

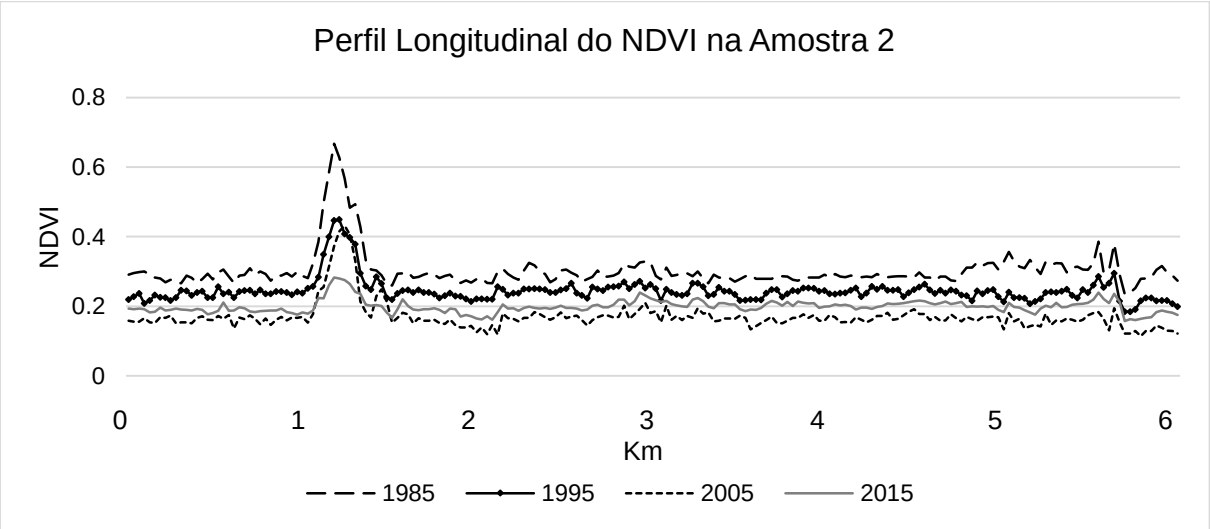
Figura 12 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 1, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

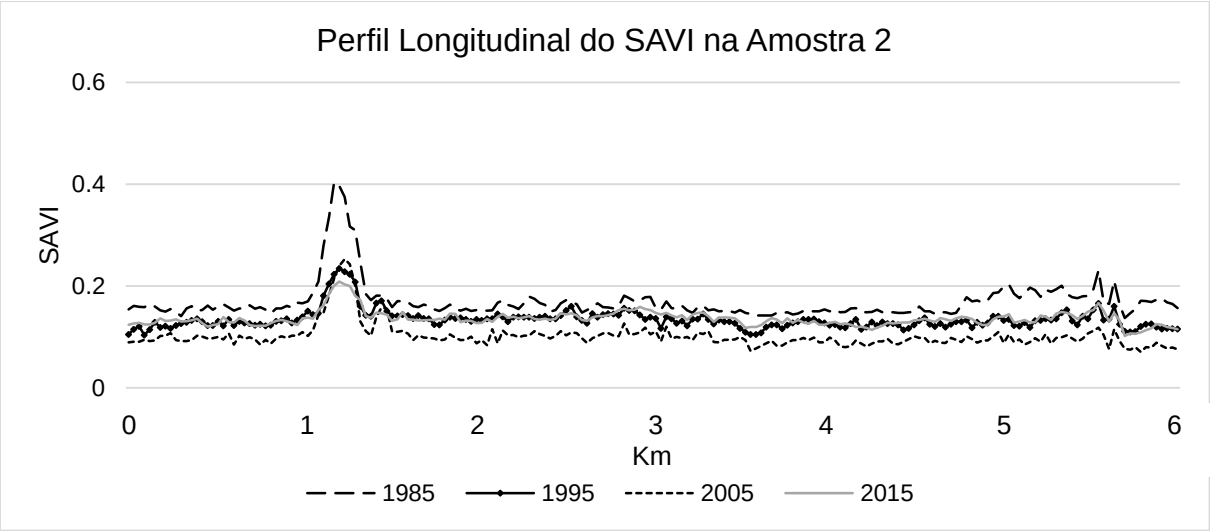
Na amostra de pixel 2, o perfil longitudinal das Figuras 13 a 16, foi traçado principalmente sobre Caatinga arbustiva, cortando um estreito curso d'água após o quilômetro 1, cujas margens estão ocupadas por Caatinga subarbórea em bom vigor vegetativo. A presença do curso de água logo após o quilômetro 1 fica muito evidente em todos os perfis traçados, em função da escala somente a vegetação ciliar é detectada, com destaque para o ano de 1985, que apresenta os maiores picos.

Figura 13 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



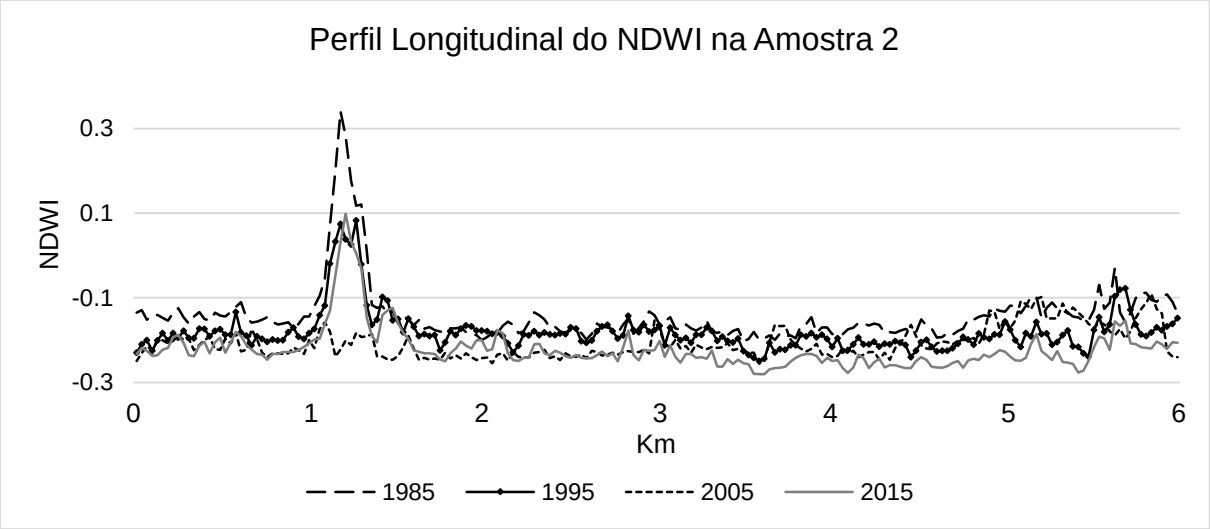
Fonte: Autora (2018)

Figura 14 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



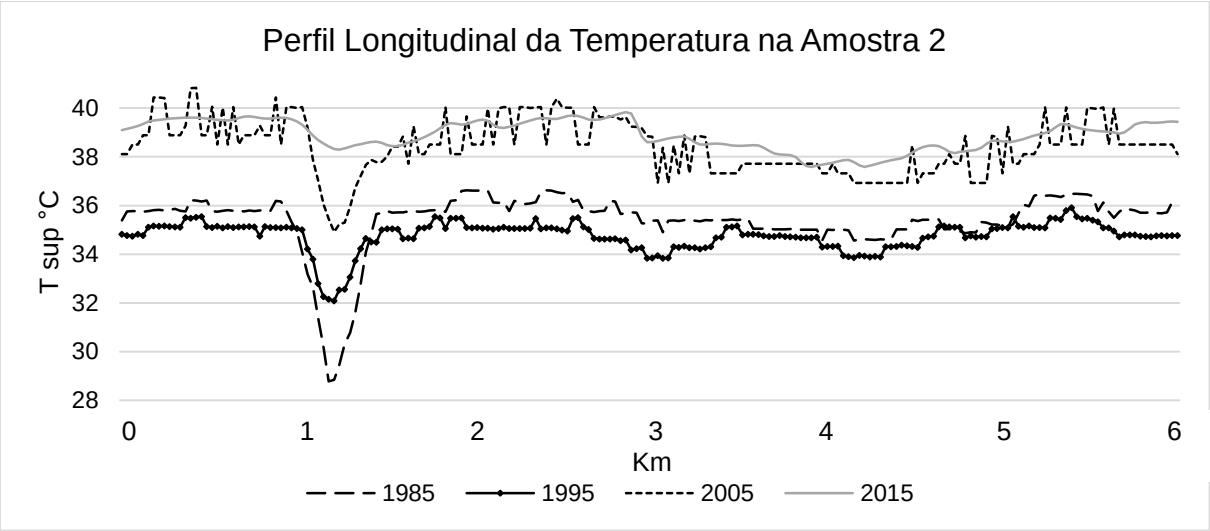
Fonte: Autora (2018)

Figura 15 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

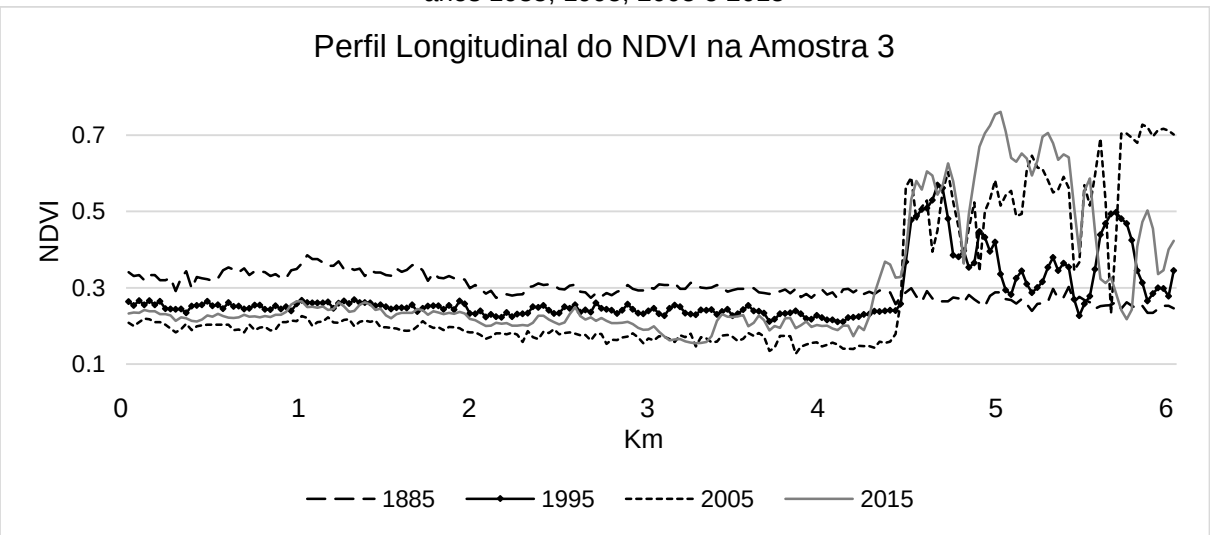
Figura 16 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 2, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

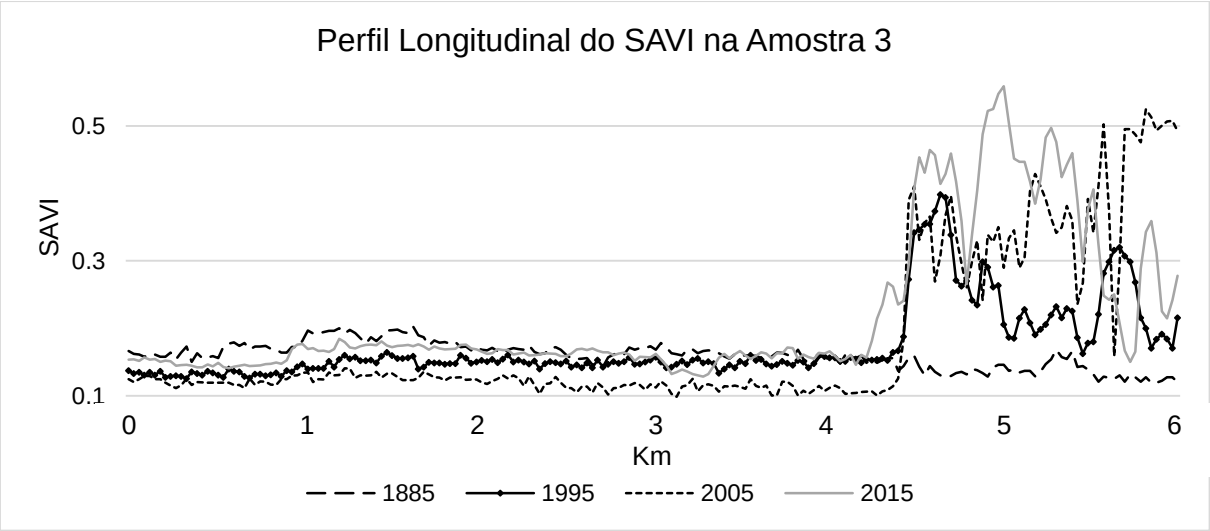
Na amostra de pixel 3, o perfil longitudinal das Figuras 17 a 20, foi traçado no eixo vertical da Amostra, sobre superfície de Caatinga até o quilômetro 4, entre 4km e 5km apresenta o ecótono entre Caatinga e Agricultura irrigada, a última superfície se estende até o fim do perfil.

Figura 17 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



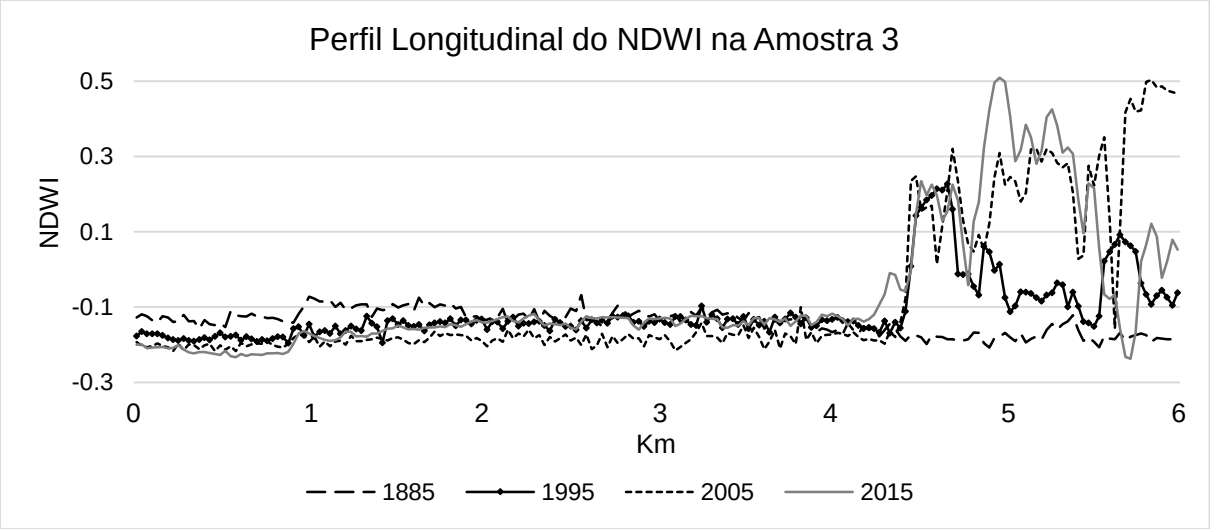
Fonte: Autora (2018)

Figura 18 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



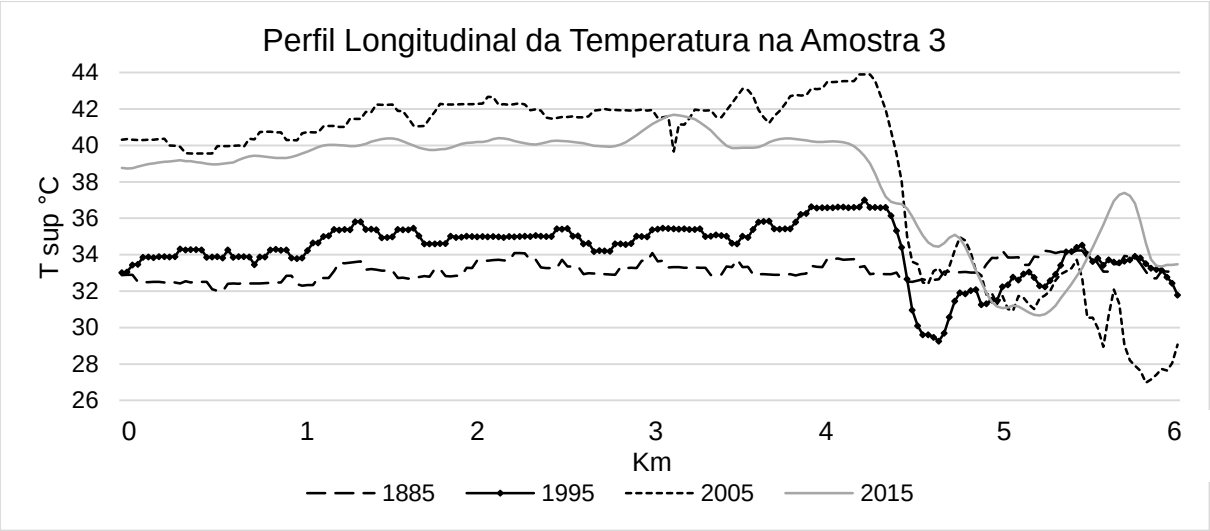
Fonte: Autora (2018)

Figura 19 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

Figura 20 - Comportamento dos valores de Tsup no Perfil Longitudinal Vertical da Amostra de Pixel 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015

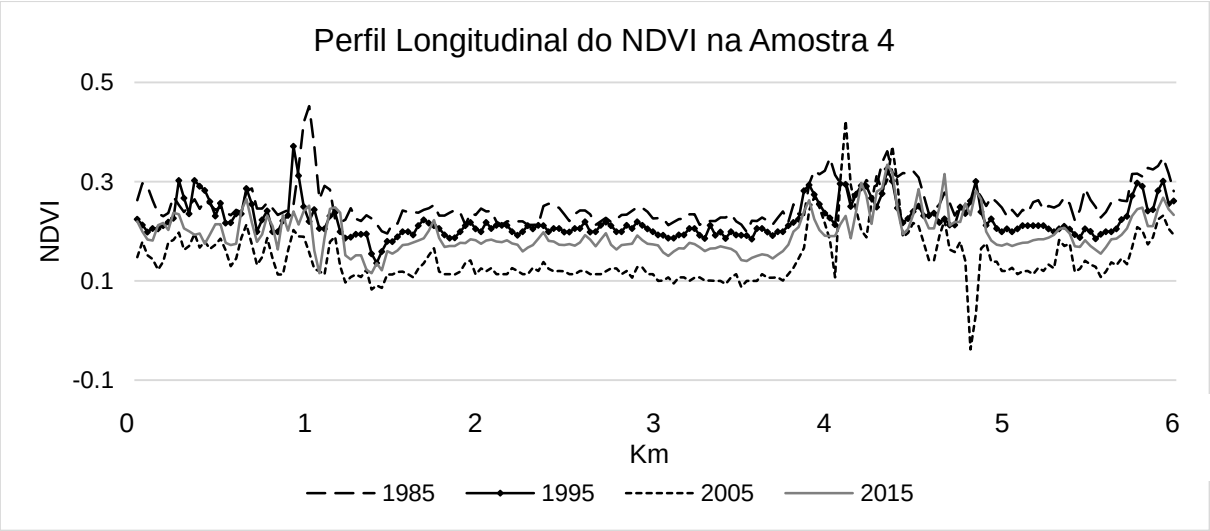


Fonte: Autora (2018)

Nesses perfis, a disparidade entre os valores dos índices na Caatinga e nos perímetros irrigados chama atenção. Vale destacar que, no ano de 1985, os perímetros irrigados ainda não existiam e a superfície não estava tão degradada, assim, foram obtidos maiores valores dos indicadores, e sem alteração após o quilômetro quatro. Os picos obtidos nos perímetros irrigados, com valores máximos próximos de 0,6 em 1995, 0,7 em 2005 e 0,8 em 2015, estão de acordo com os obtidos por Santos e Galvíncio (2013), que encontraram NDVI de 0,51 a 0,70 no perímetro irrigado do município de Ibimirim-PE.

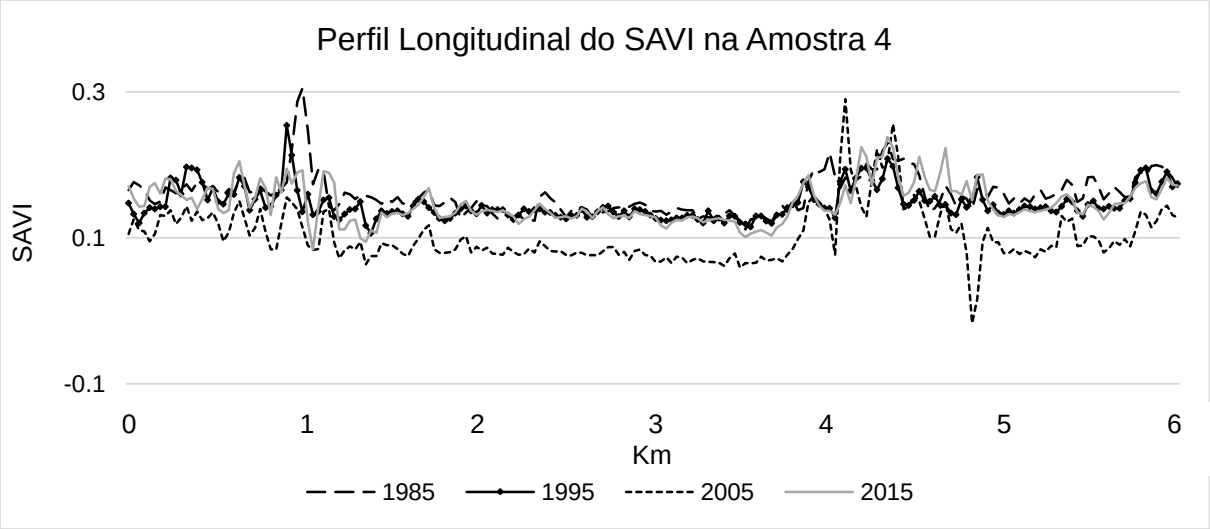
Na amostra de pixel 4, o perfil longitudinal das Figuras 21 a 24 foi traçado sobre urbanização até o quilômetro 1, Caatinga de 1km a 4km e 5km a 6km, com uma porção de agricultura irrigada e vegetação nativa as margens de um subafluente do São Francisco, entre os quilômetros 4 e 5.

Figura 21 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



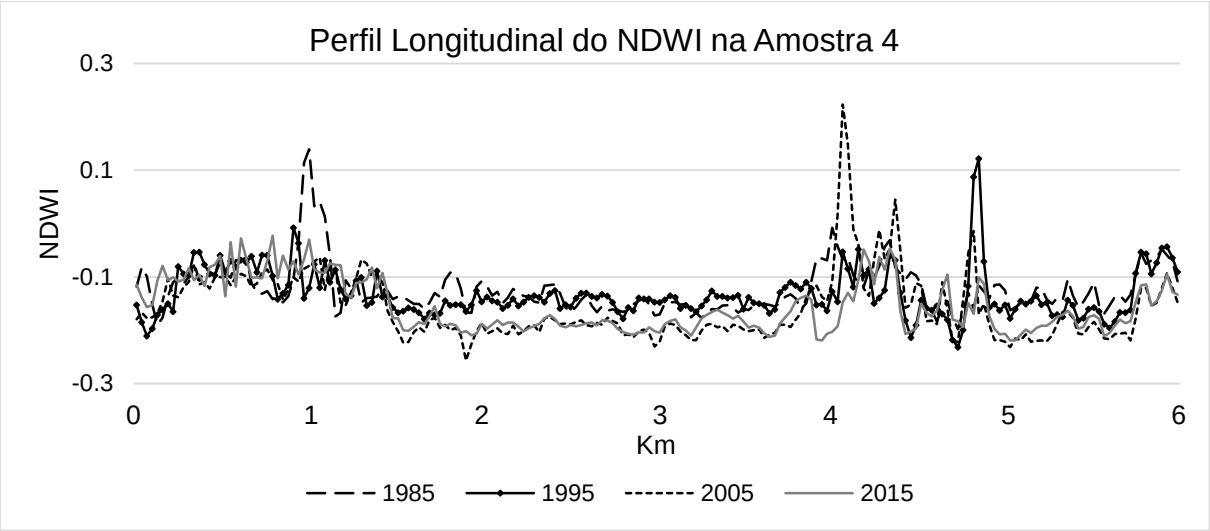
Fonte: Autora (2018)

Figura 22 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



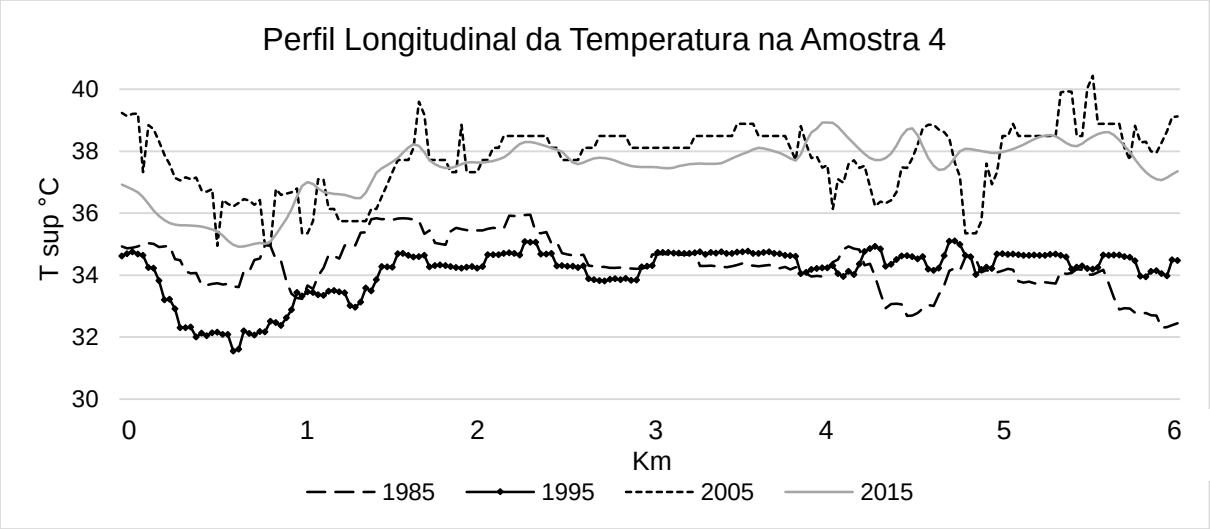
Fonte: Autora (2018)

Figura 23 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

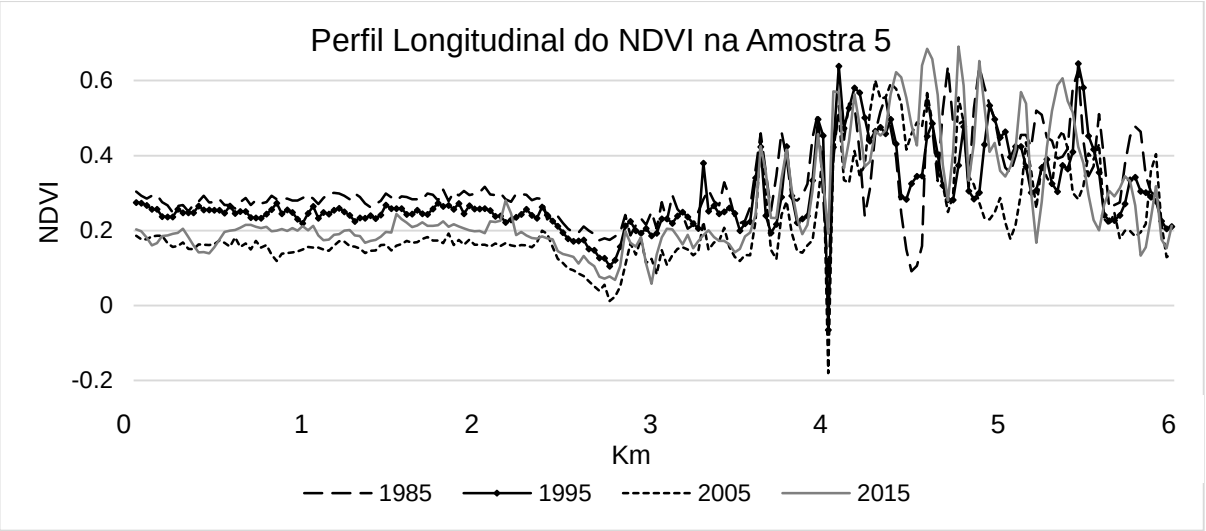
Figura 24 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 4, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

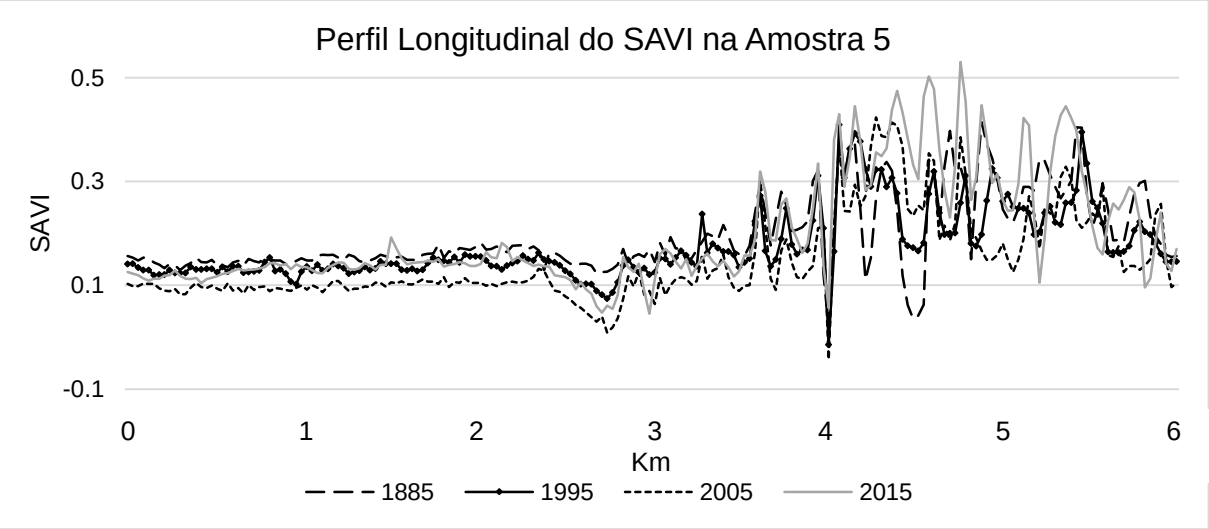
Na amostra de pixel 5, o perfil longitudinal da Figuras 25 a 28, foi traçado no eixo vertical da amostra, sobre Caatinga até o quilômetro 2, urbanização do quilômetro 2 ao 4, no 4km o perfil corta um meandro abandonado do Rio São Francisco, detectado por possuir largura média de 50m, com agricultura irrigada na Ilha da Assunção a partir de então.

Figura 25 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



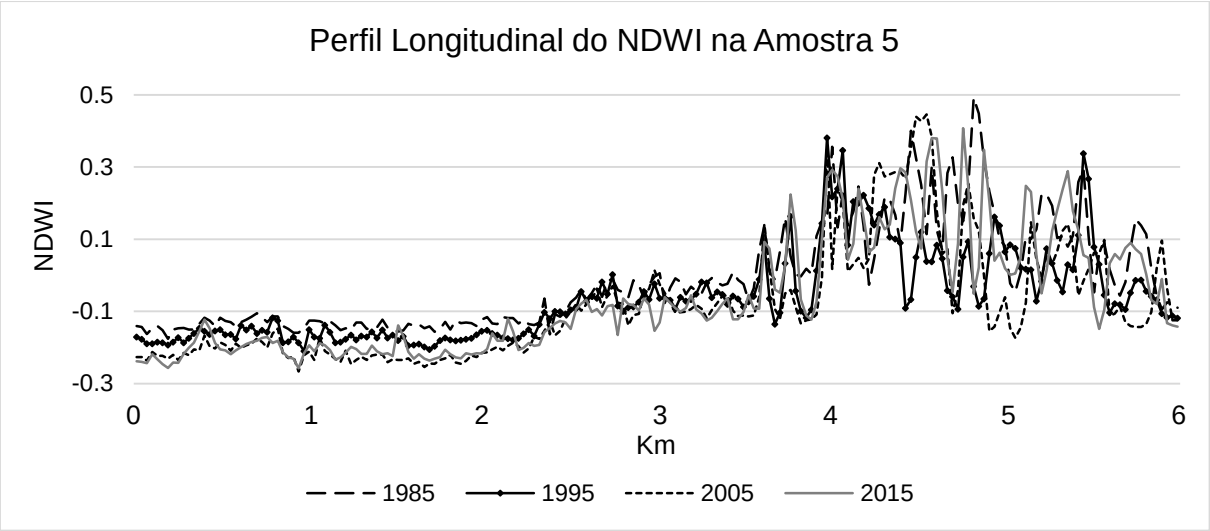
Fonte: Autora (2018)

Figura 26 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



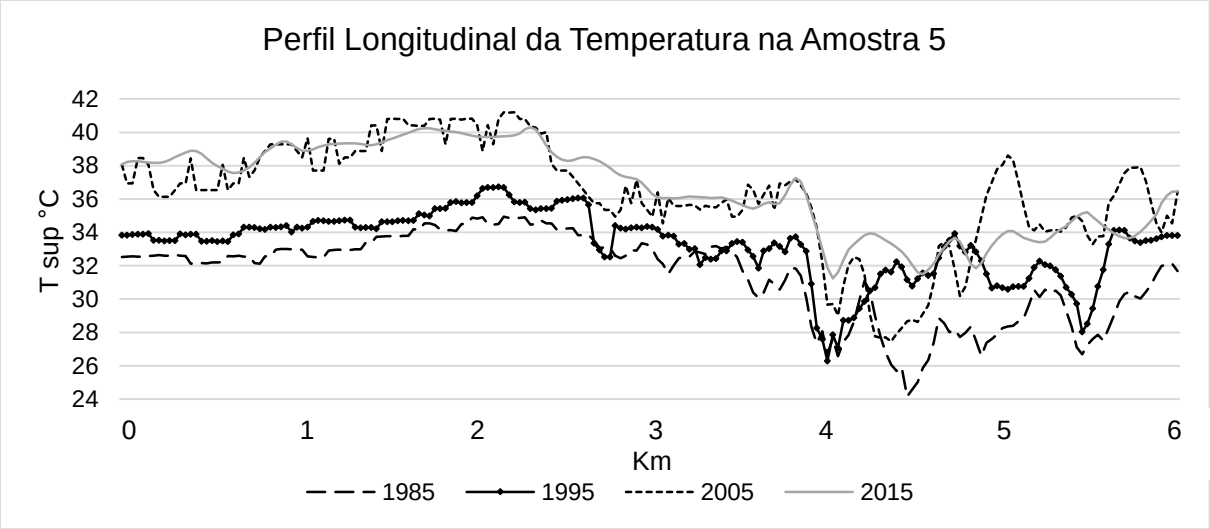
Fonte: Autora (2018)

Figura 27 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

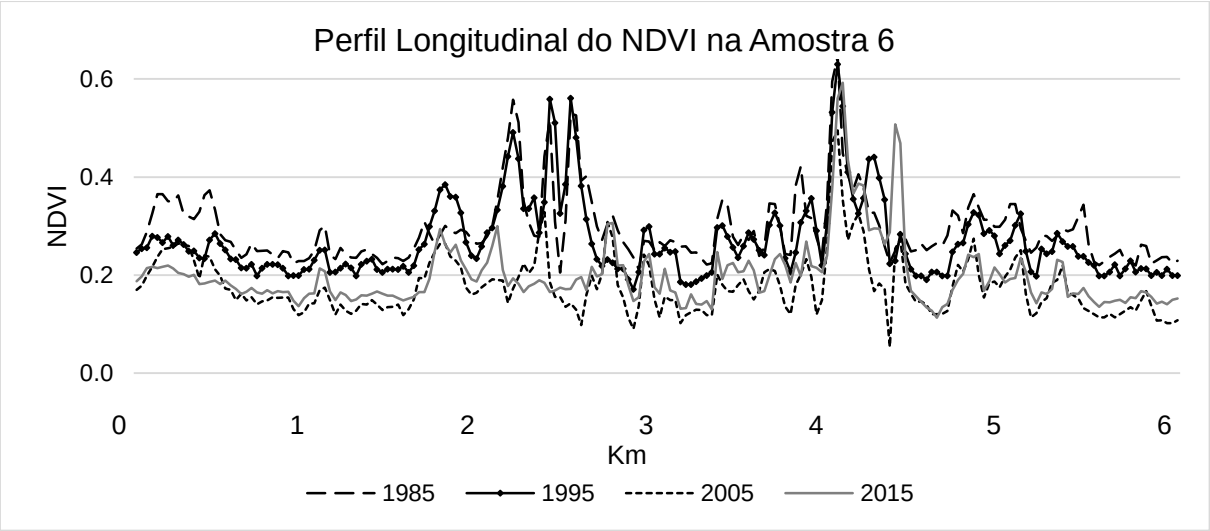
Figura 28 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 5, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

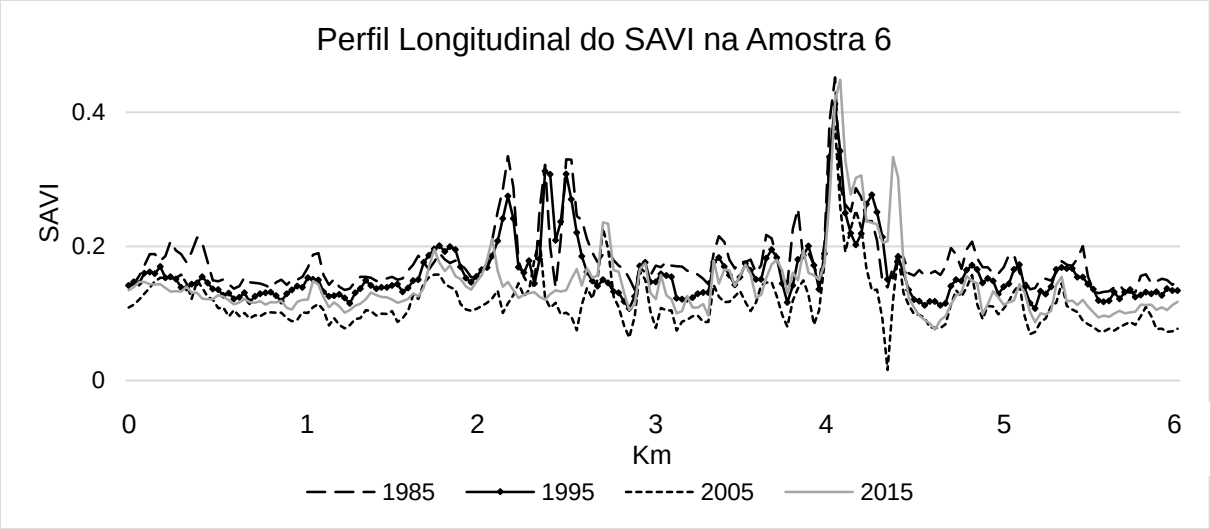
Na amostra de pixel 6, o perfil longitudinal da Figuras 29 a 32, foi traçado no eixo horizontal da amostra, sobre Caatinga arbustiva esparsa entre os quilômetros 1 a 2 e 5 a 6 e urbanização entre os quilômetros 3 e 4. Este perfil também corta dois cursos d'água, o Rio Pajeú no quilômetro 4, e um de seus afluentes entre os quilômetros 2 e 3, ambos são marcados por uma vegetação mais densa, composta por mata ciliar e uma porção de agricultura irrigada. Vale destacar que o afluente supracitado perdeu consideravelmente sua vegetação marginal após 1995, assim, no intervalo entre os quilômetros 2 e 3, os anos de 2005 e 2015 mantiveram comportamentos de Caatinga arbustiva esparsa para o NDVI, SAVI e NDWI, mas com grande incremento na Temperatura de Superfície, atingindo aumento em torno de 8°C.

Figura 29 - Comportamento dos valores de NDVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



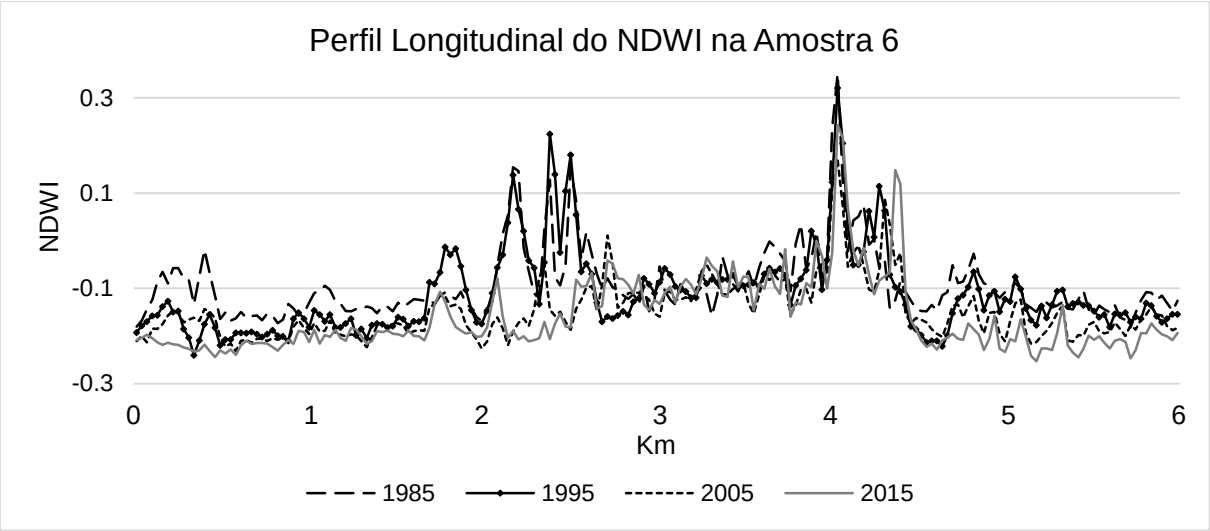
Fonte: Autora (2018)

Figura 30 - Comportamento dos valores de SAVI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



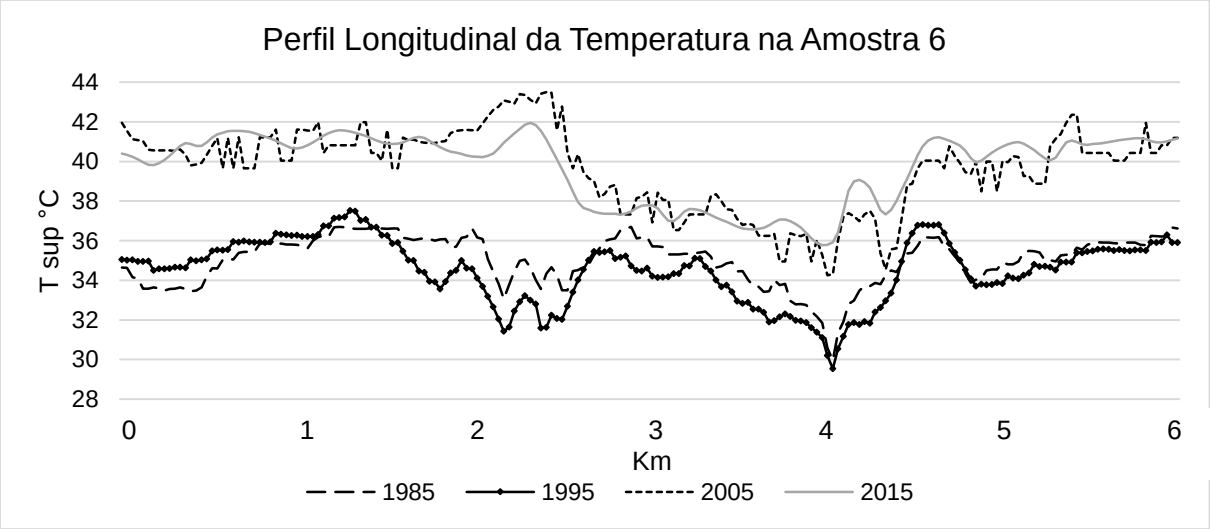
Fonte: Autora (2018)

Figura 31 - Comportamento dos valores de NDWI no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

Figura 32 - Comportamento dos valores da Tsup no Perfil Longitudinal da Amostra de Pixel 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Fonte: Autora (2018)

5.3 REGRESSÕES ENTRE OS INDICADORES DE DESERTIFICAÇÃO

De acordo com Guo *et al.* (2017), as variações da vegetação representam diretamente a dinâmica da biomassa em ecossistemas áridos e semiáridos, além de poder afetar o clima local e regional, e o equilíbrio hidrológico da superfície terrestre. Considerando o supracitado, a vegetação assume a principal forma de expressão da deflagração do processo de desertificação. No entanto, uma vez que a cobertura da vegetação pode variar ao longo do tempo, por fatores como fenologia, variações naturais nas chuvas e culturas não relacionadas ao processo de desertificação, é importante associar outros componentes como características dos solos, umidade e temperatura de superfície.

Para quantificar os padrões espectrais do processo de desertificação a partir da integração de multiplos índices, é importante realizar uma análise estatística da relação entre a vegetação e os demais índices selecionados como potenciais indicadores do evento, de modo que as relações empíricas significativas sejam empregadas para sustentar os parâmetros da modelagem dos mecanismos biofísicos.

A precipitação é comumente apontada como o fator chave que influencia o crescimento e densidade da vegetação. Contudo, na Caatinga, ambiente de vegetação adaptada à água limitada, outras variáveis incluindo temperatura de superfície, umidade e solo também podem se relacionar ao vigor vegetativo. Afetando diretamente, ao alterar as taxas de fotosíntese e transpiração ou, indiretamente, ao influenciar a disponibilidade de água e a fisiologia das plantas. Reforçando essa afirmativa, os autores Rishmawi, Prince e Xue (2016) estudaram as respostas da vegetação à diversas variáveis meteorológicas na África Subsaariana, e concluíram que, além da precipitação, a umidade e temperatura têm um papel significativo na cobertura vegetal.

Assim, considerando que a vegetação é o indicador mais importante da desertificação, foram obtidos o NDVI e SAVI a partir de imagens do tempo seco, para contornar análises duvidosas em função na rápida resposta à eventos chuvosos, e foram usados como parâmetro para correlacionar os índices NDWI e Temperatura de superfície, para então, analisar o envolvimento desses índices no processo.

As relações dos valores dos indicadores de vegetação, umidade e temperatura de superfície foram caracterizadas pela regressão linear simples aplicada em pares dos indicadores em cada uma das amostras de pixel, para cada ano estudado. Um modelo linear foi escolhido porque esta é a forma mais simples e porque não há evidências de que um modelo linear não seja adequado. Foi utilizado um intervalo de confiança de 95% para a análise de regressão.

Obtiveram-se então os coeficientes de determinação das regressões lineares (R^2), que foram usados para quantificar a direção e a magnitude da relação entre distribuição das variáveis, além de proporcionar uma estimativa estatística da taxa média de mudança do NDVI e SAVI em relação às variações de umidade e temperatura.

Foram selecionadas as amostras de pixel em que as variáveis independentes melhor explicaram os índices de vegetação, ou seja, com valor R^2 ajustado mais alto. As amostras de pixel 1, 2 e 4 não apresentaram correlação significativa, devido à

pouca ocorrência de superfícies que fornecessem um contraste na espacialização das variáveis, pois, a ausência de um padrão específico de comportamento das variáveis faz com que ele seja interpretado como aleatório.

O coeficiente de determinação (R^2) entre os indicadores das amostras de pixel 3, 5 e 6, constam nas Tabelas 22, 23 e 24, respectivamente. Destaca-se que os primeiros índices citados se referem às variáveis dependentes, enquanto o segundo índice é a variável independente, e as regressões com a variável Tsup, foram negativas.

Tabela 22 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 3.

Coeficientes de Determinação: Amostra 3 - Petrolândia					
Ano	NDVI / SAVI	NDVI / NDWI	SAVI / NDWI	NDVI / Tsup	SAVI / Tsup
1985	0,68	0,35	0,67	0,19	0,06
1995	0,92	0,84	0,88	0,71	0,71
2005	0,98	0,91	0,94	0,85	0,86
2015	0,97	0,87	0,92	0,82	0,81

Fonte: Autora (2018)

Tabela 23 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 5.

Coeficientes de Determinação: Amostra 5 - Cabrobó					
Ano	NDVI / SAVI	NDVI / NDWI	SAVI / NDWI	NDVI / Tsup	SAVI / Tsup
1985	0,90	0,47	0,53	0,33	0,34
1995	0,89	0,57	0,58	0,42	0,35
2005	0,94	0,68	0,69	0,46	0,44
2015	0,95	0,77	0,76	0,58	0,54

Fonte: Autora (2018)

Tabela 24 - R^2 entre os indicadores de desertificação na Amostra de Pixel 6.

Coeficientes de Determinação: Amostra 6 - Floresta					
Ano	NDVI / SAVI	NDVI / NDWI	SAVI / NDWI	NDVI / Tsup	SAVI / Tsup
1985	0,87	0,53	0,60	0,39	0,31
1995	0,86	0,56	0,57	0,48	0,46
2005	0,96	0,67	0,66	0,37	0,35
2015	0,95	0,64	0,65	0,40	0,39

Fonte: Autora (2018)

A umidade apresenta correlação positiva com os índices de vegetação, com intensidade variando de média a forte, os valores negativos de NDWI correlacionam-se com NDVI<0,2 e SAVI<0,2, os valores de NDWI > 0,3 apresentam dispersão.

De acordo com Chaves *et al*. (2013), as espécies de caatinga possuem múltiplos mecanismos adaptativos para captação e uso da água, desta forma, a detecção de mudanças da vegetação de Caatinga, pode, muitas vezes, estar

influenciada por diferenças da umidade disponível. Esta condição reafirma a boa correlação obtida entre os índices de vegetação e o índice de umidade.

O ano mais úmido entre os quatro estudados foi 1985, devido à ocorrência de precipitação antes do imageamento, este ano apresentou os menores coeficientes de determinação em todas as amostras. Esses resultados sugerem que a vegetação, particularmente nas áreas mais úmidas, nem sempre responde de forma direta e proporcional à variação de precipitação. Corroborando com Rishmawi, Prince e Xue (2016), que relacionam esse resultado à dois prováveis motivos: pela não-linearidade da recarga de umidade do solo em resposta ao aumento da precipitação; ou porque as variações de Tsup e umidade atenuam as respostas da vegetação às mudanças na disponibilidade de água

A temperatura de superfície possui correlação negativa com a vegetação, com intensidade variando de fraca a média. De modo geral, as temperaturas acima de 36°C correlacionam melhor com baixos valores dos índices de vegetação (NDVI ≈ 0,2, SAVI ≈ 0,15), temperaturas menores que 33°C estão associadas a maiores valores de NDVI e SAVI (NDVI > 0,4, SAVI > 0,35), no entanto, apresentam dispersão progressiva conforme a temperatura diminui.

Rishmawi, Prince e Xue (2016), também obtiveram correlações negativas entre NDVI e a temperatura na zona árida, e explica que os efeitos da temperatura no crescimento da planta são amplamente mediados por seus efeitos sobre reações químicas (por exemplo, fotossíntese e respiração) e seus efeitos sobre a umidade do solo. As taxas de reação da fotossíntese aumentam com a temperatura até um limite, além dele, a fotossíntese diminui devido à desnaturação de proteínas.

Com exceção do ano 1985 da amostra de pixel 3, foram detectadas correlações fortes entre NDVI e SAVI. Como em Alves et al. (2014), onde o NDVI e o SAVI tiveram coeficiente de determinação 0,98. No entanto, o SAVI apresentou melhores correlações com o NDWI, o que pode significar que houve superestimação da vegetação no NDVI.

Em 1985, ano mais úmido, observou-se menores correlações. Concordando com Chaves et al. (2013), que diagnosticaram a vegetação e a degradação da caatinga da bacia do Rio Taperoá-PB, e os valores dos índices NDVI, SAVI apresentaram uma melhor correlação para o período seco, do que para o período úmido.

Pode-se concluir que a força de relação de todas as variáveis varia de forma geográfica e temporal, uma vez que não é prático utilizar cada um dos coeficientes de determinação nas várias áreas e anos, foram utilizadas estatísticas de resumo para obter coeficientes de regressão padronizados, estimados para medir a contribuição relativa de cada indicador para a variação da vegetação observada (Tabela 25).

Tabela 25 - Coeficientes de Determinação Padronizados.

Coeficientes de Determinação					
V. dependente / V. independente	NDVI / SAVI	NDVI / NDWI	SAVI / NDWI	NDVI / Tsup	SAVI / Tsup
Total	0,91	0,66	0,70	0,50	0,47

Fonte: Autora (2018)

5.4 INDICATIVO DE DESERTIFICAÇÃO (ID)

A integração por média ponderada foi utilizada para expressar os processos físicos em um único mapa, aos quais as relações empíricas, reveladas na análise estatística dos índices, podem ser atribuídas. A análise dos indicadores em um mesmo plano permite verificar que existem áreas sujeitas à desertificação que encontram-se expostas à distintos fatores de degradação, ou seja, permite analisar a presença de agentes difusos sobre as áreas impactadas.

Khire e Agarwadkar (2014) também realizaram uma integração de vários parâmetros que influenciam o processo de desertificação. Para tal, reclassificaram os parâmetros em cinco classes de gravidade, e os intregraram a partir de somas ponderadas, cujos pesos foram determinados por meio de análise de regressão múltipla de dados de campo coletados da área de estudo. Os parâmetros como o NDVI e a dinâmica da cobertura do solo, tiveram maior ponderação.

Becerril-Piña *et al*. (2015) propôs um Índice de Risco de Tendência da Desertificação a partir da integração espacial e temporal de índices de vegetação, solo, clima e atividades antrópicas. Em sua análise, classificaram o risco de desertificação de acordo com quatro categorias: baixa, média, alta e extrema, e apresentaram uma matriz combinada identificando quais índices tiveram o maior peso em cada categoria de risco à desertificação. Em seus resultados, a categoria de alto risco foi predominantemente afetada pelos índices de solo (GSI e BSI), NDVI e de aridez, o último tendo a maior influência. Enquanto isso, NDVI e solo (GSI e BSI) tiveram o maior peso para a categoria de risco extremo, ou seja, o impacto das atividades humanas na mudança na cobertura vegetal teve um efeito que, por sua

vez, apresentou mudanças na estrutura e tamanho das partículas na superfície do solo.

Kosmas *et al*. (2013) realizaram um estudo dos indicadores mais apropriados para cada processo de degradação da terra e desertificação em 17 locais de estudo do planeta. A maioria dos indicadores que definem o risco de desertificação foram relacionados a uma combinação do ambiente físico (clima, solo, água, vegetação), manejo de terra, características sociais e econômicas dos pontos de amostragem. Uma análise de regressão múltipla foi aplicada usando o risco de desertificação como a variável dependente e os indicadores de candidatos atribuídos para cada processo como variáveis independentes. Com base nas análises de regressão, o conjunto de 70 indicadores coletados foi reduzido a uma série de indicadores efetivos variando de 8 a 17 entre os tipos de degradação da terra. Para áreas áridas naturais, com pastagens ou uso agrícola, localizadas principalmente em planícies, destacaram-se os indicadores: quantidade de cobertura vegetal, estresse hídrico, gradiente da inclinação, a taxa de abandono e intensidade do uso da terra.

Paula e Souza (2010) analisaram a vulnerabilidade ambiental da bacia do rio Ceará (CE) com base na integração de dados de relevo, geologia, clima, solos, cobertura vegetal e uso da terra. Com a utilização do método AHP, estabeleceram-se os valores de contribuição de cada classe e a importância destes componentes para a intensificação da mudança no ambiente. Dentre os temas estudados, a cobertura vegetal, também obteve maior peso, com 59%.

As regressões e análises da literatura serviram de base para aplicar o Processo de Análise Hierárquica – AHP. A partir dessa técnica de apoio à decisão, foram definidos os pesos das contribuições relativas de cada indicador. Atribui-se os maiores pesos em ordem decrescente às informações referentes aos índices de vegetação, dados de solos, umidade e temperatura (Tabela 26).

Tabela 26 - Contribuição relativa de cada tema para geração do mapa de indicativo de desertificação

Tema	Contribuição (%)
Cobertura vegetal	60
Tipos de solo	15
Umidade aparente	15
Temperatura da superfície	10

Fonte: Autora (2018)

Uma vez que o NDVI e o SAVI possuíram forte correlação, e divergiram na correlação com a umidade e a temparatura, optou-se por dividir a contribuição relativa da cobertura vegetal entre os dois índices, ficando 30% para cada um deles. Ao aplicar

a média ponderada nos índices em cada ano de estudo, obteve-se as cartas de indicativo de desertificação (ID) por integração espacial apresentada na Figura 34.

Foi aplicada uma regressão múltipla em cada ano, tendo o mapa de ID como variável dependente e os indicadores (NDVI, SAVI, NDWI, Tsup e Solos) como variáveis independentes. Foram obtitidos R^2 próximos de 1, que significa que quase 100% da variável é explicada pelo modelo, e o teste de significancia global do modelo (F de significação) foi igual a zero, e uma vez menor que 0,05, significa que há evidências de que as variáveis do modelo estão relacionadas à variàvel dependente, estes dados contam na Tabela 27.

Tabela 27 - Coeficiente de Determinação das regressões múltiplas do mapa de ID em cada ano

Ano	R^2 ajustado	F de significação
1985	0,9988	0
1995	0,9987	0
2005	0,9991	0
2015	0,9990	0

Fonte: Autora (2018)

Por meio desta regressão obteve-se os coeficientes de cada indicador, e foi possível montar a equação de integração deste modelo (Equação 20):

$$\mathrm{ID}=0{,}02+(0{,}3\times\mathrm{NDVI})+(0{,}3\times\mathrm{SAVI})+(0{,}15\times\mathrm{NDWI})+(0{,}14\times\mathrm{SOLO})+(0{,}1\times\mathrm{Tsup}) \quad (20)$$

Foram realizadas também regressões lineares simples em pares em toda imagem, entre a espacialização do indicativo de desertificação e os indicadores para verificar a porcentagem do primeiro que pode ser explicada por cada índice. Os coeficientes de determinação das regressões supracitadas encontram-se na Tabela 28.

Tabela 28 - R^2 entre o mapa de ID e os índices indicadores

Ano	ID/NDVI	ID/SAVI	ID/NDWI	ID/T sup	ID/Solo
1985	0,76	0,69	0,51	0,32	0,31
1995	0,74	0,78	0,47	0,38	0,36
2005	0,78	0,84	0,62	0,36	0,31
2015	0,77	0,85	0,60	0,33	0,35

Fonte: Autora (2018)

Nos anos com maior gravidade de tendência à desertificação, em ordem crescente 1995, 2015 e 2005, o SAVI foi o índice que mais explicou a integração, em contrapartida, o NDVI possuiu mais força sobre o ano mais úmido (1985), isto reflete melhor resposta do SAVI à quadros de desertificação detectados por sensoriamento remoto.

A Figura 34 apresenta a espacialização do Indicativo de Desertificação obtido nesse modelo. Vale destacar que o conceito de risco de desertificação resume a vulnerabilidade ou a sensibilidade da terra a uma maior degradação e desertificação de acordo com características consideradas.

O Indicativo de Desertificação dos quatro anos estudados foi classificado em 5 classes, como em Kazmierczak (1998), Santos e Galvíncio (2013), Kosmas *et al*. (2013), Khire e Agarwadkar (2014) e Chang *et al.* (2017). As categorias de ID vão de 1 (indicativo ausente) a 5 (indicativo muito alto). Os valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão dos mapas de tendência à desertificação encontram-se na Tabela 29, enquanto os valores absolutos e percentuais da classificação compõem a Tabela 30.

Tabela 29 - Valores mínimos, médios, máximos e desvio padrão do ID.

	1985	**1995**	**2005**	**2015**
Mínimo	1,000	1,000	1,000	0,500
Máximo	4,650	4,750	4,850	4,849
Média	3,744	3,917	4,110	4,280
Dsv. Padrão	0,511	0,785	0,861	0,751

Fonte: Autora (2018)

Ao analisar as médias expostas na Tabela 30, pode-se notar progressivo aumento entre os anos estudados, que reflete o aumento de áreas em pior estado de degradação. Essa tendência só foi observada nas médias do NDWI e da Temperatura de superfície. Observando na Tabela 31, de modo geral, a classe de risco alto foi a mais observada.

Tabela 30 - Valores absolutos e percentuais da classificação do ID

Risco à Desertificação								
CLASSES	1985		1995		2005		2015	
	km²	%	km²	%	km²	%	km²	%
Sem Risco (0-1)	32,06	0,26	349,80	2,88	286,76	2,36	280,38	2,31
Baixo (1-2)	249,35	2,05	203,10	1,67	175,98	1,45	120,05	0,99
Médio (2-3)	3.243,06	26,71	815,37	6,72	645,15	5,31	597,76	4,92
Alto (3-4)	8.614,53	70,96	10.670,04	87,89	7.243,23	59,66	10.056,89	82,84
Muito Alto (4-5)	1,18	0,01	101,88	0,84	3.789,05	31,21	1.085,10	8,94

Fonte: Autora (2018)

As áreas sem indicativo de desertificação (tons de azul) se concentraram em superfície aquática, com pontuais ocorrências sobre áreas de vegetação densa, principalmente no município de Tacaratu, canto inferior direito da área de estudo. O ano de 1995 se destacou nessa classe em função do aumento do espelho d'água provocado pela ativação do reservatório de Itaparica. Considerando a espacialização do NDWI (Figura 21), observa-se que o mesmo ano possuiu o reservatório classificado

como corpos hídricos de águas profundas, diferente dos demais anos, onde também ocorreu classificação de águas rasas.

Já as áreas categorizadas em baixo indicativo de desertificação (tons de verde), ocuparam as margens de cursos de água, áreas de vegetação com bom vigor vegetativo e áreas de altitude, coincidindo com as ocorrências de Latossolos. Nessa categoria se destaca o ano de 1985, pela maior incidência de vegetação razoavelmente bem desenvolvida, categorizadas em NDVI entre 0,3 e 0,45. Lamchin *et al.* (2016) modelaram e analisaram a mudança da desertificação, seus resultados mostraram a reversão da desertificação caracterizada pelo aumento do NDVI.

A parcela de regiões com indicativo moderado de desertificação (tons de amarelo) se deu em regiões de transição entre baixo e alto risco, sobre áreas com vegetação seca, ou verde de pequeno porte ou dispersa, principalmente em pontos de maior altitude. Nessa categoria se destaca o ano de 1985, apresentando 26,71%, nos anos seguintes houve severa redução dessa categoria.

A classe de indicativo alto (tons de laranja) foi a mais representativa em todos os anos, com porcentagens de aproximadamente 71%, 88%, 60% e 83%, em 1985, 1995, 2005 e 2015 respectivamente. O ano de 2005 possuiu a menor porcentagem porque mais de 31% da área foi classificada com risco muito alto, reduzindo para aproximadamente 9% em 2015, estas áreas foram modestas em 1985 e 1995, não chegando a 1%.

As áreas com indicativo muito alto de desertificação ocorreram principalmente nos Municípios de Belém de São Francisco e Floresta, e sobre partes mais baixas, ao longo da drenagem, região próxima ao reservatório de Itaparica, onde predominam os solos Luvissolos e Planossolos. Assim como obtido em Santos e Galvíncio (2013), que geraram uma carta de susceptibilidade ambiental a desertificação para um grupo de municípios do Agreste Pernambucano, em seus resultados as terras com alta susceptibilidade à desertificação se deram sobre Luvissolos, Planossolos e Neossolos Quartizênicos, próximos ao Reservatório do Açude Poço da Cruz, Ibimirim-PE.

A grande degradação das áreas próximas aos cursos d'água pode ser justificada por ser a mais acometida por processos erosivos, em virtude da maior proximidade aos cursos de drenagem. Assim como em Chaves *et al.* (2015), onde também observaram que as áreas mais críticas da bacia do rio Taperoá, representadas pelas classes alta e muito alta de degradação, concentraram-se no terço inferior e médio da bacia, ao longo da drenagem, e justificaram que a

erodibilidade dos solos e a degradação da vegetação são mais altas nesses lugares, evidenciando um dos núcleos de desertificação da região do Cariri Paraibano.

Uma outra explicação é dada pela maior presença de água, que dissolve os sais presentes no solo, mas com a alta evapotranspiração da área, não há tempo para transportá-lo, levando ao acumulo de sais. Soares *et al.* (2016) realizaram um estudo sobre a Degradação dos solos por sais na cidade de Cabrobó-PE. Onde foram coletados Neossolos Flúvicos e Luvissolos em áreas com cobertura vegetal de Caatinga, e em regiões cultivadas no passado e que está atualmente abandonado/degradado. Os resultados mostraram que, com a exceção da amostra do Luvissolo com cobertura vegetal, todos os solos apresentaram caráter sálico, em quantidade tóxica à maioria das culturas, além de se caracterizarem por rendimento satisfatório apenas em espécies tolerantes ao sal, o que representa uma redução da tolerância para a maioria das culturas e leva o solo a se tornar improdutivo.

A distribuição do indicativo de desertificação nos distintos anos reflete um cenário de degradação com piora de aproximadamente 20% considerando todo período de estudo. No entanto, entre 1985 e 2005 houve tendência à degradação progressiva. Sendo 18% entre 1985 e 1995, e 30% entre 1995 e 2005. Entre 2005 e 2015, foi mantida a tendência observada nos índices de vegetação, com melhora de aproximadamente 22%. A condição de recuperação vegetativa também foi encontrada na pesquisa da dinâmica da cobertura vegetal da bacia hidrográfica do rio do Peixe, no semiárido paraibano, de Cunha *et al.* (2012). Estes autores realizaram uma análise multitemporal de variáveis biofísicas para o período de 23 anos, contemplando os anos de 1987, 1994, 1997 e 2010, onde os resultados mostram uma regeneração ambiental.

Barrio et al. (2016) estudaram as tendências temporais da cobertura de superfície das terras secas em Marrocos, Argélia e Tunísia. Observaram melhoras pontuais ao longo do tempo, e afirmaram que a degradação flutua com o clima.

A modesta recuperação das condições ambientais pode significar que está havendo um processo de flutuação ou estabilização da desertificação, como observado em Lopes *et al*. (2017). Onde investigaram a variação do índice de aridez (IA) e a Tendência à Desertificação (TD) no semiárido do Nordeste brasileiro ao longo do período de 1961 a 2015. Em seus resultados foi possível observar que houve discreta diminuição do IA em Cabrobó, porém, a região que já apresentava tendência

Alta à desertificação não sofreu alterações na classificação do indicativo de desertificação.

A grande quantidade de áreas vulneráveis observada nos resultados concorda com Sá *et al.* (2015), que realizaram um diagnóstico das áreas susceptíveis à desertificação da Região de Desenvolvimento Sertão do São Francisco – RDSF, que vai de Petrolina a Cabrobó, tendo como base o cruzamento das informações da cobertura vegetal natural e das classes de solos. Os resultados mostraram que aproximadamente 98% da RDSF encontram-se na situação de sensibilidade à desertificação em que predominam as classes de Moderada a Severa. A maior ocorrência da classe de sensibilidade severa, se deu justamente no município de Cabrobó.

Os municípios de Petrolândia e Tacaratu (não integrantes do núcleo de desertificação), localizados na porção sudeste da área de estudo, apresentaram menores valores de TD nos anos, com nítida delimitação. Apresar de a modelagem não ter considerado os dados de altitude, essa área se acompanha justamente as altitudes superiores a 400 m, no Planalto da Bacia Sedimentar do Jatobá, sobre Neossolos quartzênicos

Foram encontrados baixos valores de ID em Latossolos. Em parte de seu trabalho Aquino, Oliveira e Almeida (2012), realizaram uma análise da susceptibilidade dos solos no Núcleo de desertificação de São Raimundo Nonato – Piauí. Nas classes de susceptibilidade muito baixa e baixa, foram encontradas associações de solos, Latossolos e Argissolos, respectivamente. Os baixos valores resultam das características físicas destes solos, tais como altas permeabilidades e elevadas percentagens de areia aumentam a capacidade de infiltração e que, consequentemente, diminuem o escoamento superficial e o transporte do material desagregado da superfície do solo. Nas classes de erodibilidade moderada, moderadamente alta e alta, foram encontrados associações de solos, Luvissolos, Neossolos Litólicos e Argissolos, respectivamente. Cujas características físicas são desfavoráveis, principalmente ligadas ao gradiente textural (granulometria mais fina do tipo silte) ao que se alia a baixa permeabilidade no horizonte subsuperficial, o que lhes confere valores elevados de erodibilidade e, consequentemente, alta susceptibilidade à erosão. Este estudo reflete a vulnerabilidade encontrada na área de estudo.

Neste modelo, as áreas agrícolas, principalmente a agricultura irrigada, foram classificadas dentro da classe de baixo risco à desertificação, semelhante a vegetação de caatinga densa, por causa da impossibilidade de separar tais usos da terra na metodologia utilizada. É sabido que os efeitos do preparo e cultivo do solo das áreas agrícolas apresentam grandes riscos caso haja manejo inadequado, o que pode contribuir para acelerar o processo erosivo ou de salinização, mesmo assim, pode-se considerar esses erros desprezíveis, já que o percentual de áreas de agricultura é muito pequeno.

6 CONCLUSÕES

Os resultados desta pesquisa permitiram realizar conclusões acerca das modificações ambientais relacionadas aos processos de desertificação na referida área de estudo. Inicialmente, admite-se que em toda a área de estudo há predisposição à desertificação devido às condições climáticas e vulnerabilidades naturais do solo. Associado a essa fragilidade natural, as formas de uso do solo que vem se processando, levam o cenário da desertificação à diversas paisagens do Estado.

O mapeamento do indicativo de desertificação apresentou grande percentual de terras com alto indicativo de desertificação (mais de 70%) em todos os anos estudados, concordando com o Ministério do Meio Ambiente e diversos autores.

As regressões simples aplicadas entre o mapa de indicativo de desertificação e os índices utilizados, revelou que o SAVI foi o indicador mais adequado para a caracterização da desertificação na área de estudo, por minimizar os efeitos atmosféricos e de solo, representando melhor também, a resposta espectral da vegetação.

As regressões realizadas entre os indicadores nas amostras de pixel apresentaram correlação positiva, com intensidade variando de média a forte, entre a umidade e os índices de vegetação, já a temperatura de superfície mostrou correlação negativa com a vegetação, com intensidade variando de fraca a média. De modo geral, foram detectadas correlações fortes entre NDVI e SAVI, no entanto, o SAVI apresentou melhores correlações com o NDWI, o que pode significar que houve superestimação da vegetação no NDVI.

Os resultados encontrados na espacialização dos parâmetros biofísicos, revelaram que os índices de vegetação (NDVI e SAVI) não tiveram boa concordância na distribuição das classes de vegetação, onde o SAVI mostrou maior representatividade sempre na categoria de cobertura mais degradada que o NDVI.

A tendência das médias do NDWI mostra forte correlação com a cobertura do solo, com os menores valores em regiões de solo exposto e maiores nas feições vegetadas, além das superfícies aquáticas. Com relação aos valores negativos de NDWI dá-se pela vegetação com folhas e/ou galhos secos, além da escassez hídrica decorrente das condições naturais de alta evaporação e evapotranspiração.

Tanto o mapa de indicativo de desertificação, quanto os parâmetros biofísicos analisados, destacaram que os municípios de Itacuruba, Belém de São Francisco e Floresta, localizados na porção centro–sul da área de estudo, apresentam território considerável de solos expostos com indicação de elevada degradação, principalmente nas margens do Reservatório de Itaparica.

Acrescentou-se à análise, sua ocorrência sobre unidades geomorfológicas e pedológicas particularmente vulneráveis. Neste caso, as superfícies aplainadas, constituídas principalmente por Luvissolos (Bruno Não Cálcico) e Planossolos (Planossolo e Solonetz Solodizado), são as mais acometidas pelos processos de degradação. Essas unidades compreendem vegetação nativa seca com muitas ocorrências de solo exposto, sobre as quais a proximidade à cursos de água perenes definem a forma de como se dá sua ocupação por tipos antropizados de uso da terra. Além disso, a grande degradação das áreas próximas aos cursos d'água pode ser justificada pela maior ocorrência de erosão em consequência da maior proximidade aos cursos de drenagem.

Devido aos dados de 2015, os resultados não mostraram uma tendência progressiva de degradação. Pode estar ocorrendo comportamento flutuante, entre degradação e recuperação, ou estabilização dos processos degenerativos, resultando em recuperação natural. Então, recomenda-se um estudo com maior frequência de dados, para obter uma visão mais realista das mudanças. A espacialização dos índices no ano supracitado também não concordou com os dados hidrometeorológicos consultados. Assim, o Landsat 5 mostrou maior correlação com os eventos climatológicos.

A metodologia empregada (reclassificação e comparação par a par, quando se verifica qual alternativa é superior em cada critério) tornou o cálculo do Indicativo de Desertificação robusto, métodos que utilizam média aritmética ou ponderada, homogeneízam os resultados, agrupando aspectos e tendências comuns que devem ser considerados.

Com os resultados discutidos também pode-se concluir que, empregando técnicas de análise de decisão multicritério como a AHP, associadas a sistemas de informações geográficas, é possível moldar uma estrutura de avaliação da desertificação que permita uma análise conjugada dos indicadores, conservando o caráter espacial da informação.

Em se tratando da capacidade dos indicadores caracterizarem processo da desertificação, foi considerada admissível considerando a elevada coerência com resultados da literatura. Além disso, a escolha de indicadores já consolidados na literatura, a utilização dados confiáveis, aliada ao controle de qualidade dos resultados na implementação da metodologia de cálculo proposta, asseguraram que os indicadores selecionados satisfizessem às condições de avaliação do problema: quantificação, disponibilidade, compreensibilidade, confiabilidade e existência de dados históricos.

O Indicativo de Desertificação multicriterial proposto nesse estudo foi calculado a partir de valores reais de cada índice indicador, representados por matrizes de pixels. Nas análises individuais, houve preservação integral da natureza espacial e quantitativa dos indicadores, para proceder com a análise integrada, ocorreu o fatiamento dos indicadores em classes para que, através da atribuição de valores numéricos cada classe do índice possa ser representada. Com a abordagem integrada, notou-se uniformização das áreas classificadas, desapoiando-se das variações de cada indicador, vale destacar que na integração cada indicador pode ter sua representatividade ajustada por pesos atribuídos. Como lacuna para futuras investigações, a definição de pesos através da atribuição por AHP, único aspecto subjetivo dessa proposta, pode ser melhorado.

Por fim, conclui–se que os parâmetros biofísicos utilizados são eficientes na compreensão dos padrões espaciais, temporais e espectrais de regiões semiáridas e que sua integração no modelo estimativo produz resultados condizentes com a degradação expressa na literatura.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, E. M. de, ANDRADE, S. C. de P., MORAIS, H. F. de, DINIZ, J. M. T., SANTOS, C. A. C. dos. Análise Do Comportamento Do Ndvi E Ndwi Sob Diferentes Intensidades Pluviométricas No Município De Sousa-PB. Revista Estudos Geoambientais, 1–11, 2014.

ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land) – Advanced Training and Users Manual-Idaho Implementation, 2002.

ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-Based Energy Balance For Mapping Evapotranspiration With Internalized Calibration (METRIC) - Model. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, v.133, n.4, p.380-394, 2007.

ALMEIDA, J. B. de, MOREIRA, A. A., FERNANDES, F. H. S., ALMEIDA, R. P. de, NERY, C. V. M. O Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da desertificação na região semiárida do norte de Minas Gerais. Revista Brasileira de Geomática, 2(2), 41–49, 2014.

ALVES, T. L. B., AZEVEDO, P. V. de, SANTOS, C. A. C. dos, SANTOS, F. A. C. (2014). Comportamento Sazonal Do Albedo E Dos Índices De Vegetação Na Bacia Hidrográfica Do Alto Curso Do Rio Paraíba. Revista Brasileira De Geografia Física, 6, 1275–1291.

ANDRIOTTI, J. L. S. Fundamentos de Estatística e Geoestatística. Editora Unisinos. São Leopoldo-RS. 165 pag, 2005.

AQUINO, C. M. S. de, OLIVEIRA, J. G. B. de, ALMEIDA, J. A. P. de. Análise Da Desertificação Do Núcleo De São Raimundo Nonato – Piauí, 287–299, 2012.

ARAÚJO FILHO, J. C. de, SILVA, A. B. da, RODRIGUES E SILVA, F. B., LEITE, A. P. Diagnóstico Ambiental do Município de Floresta, Pernambuco, (ISSN 1517-5146). 2001.

ARAÚJO FILHO, J. C. de; BURGOS, N.; LOPES, O. F.; SILVA, F. H. B. B. da; MEDEIROS, L. A. R. Levantamento de reconhecimento de baixa e média intensidade dos solos do Estado de Pernambuco. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2000.

BARROS, K. D. O.; ANTONIO, C.; SOARES, A. O Estado Da Arte Da Desertificação : Análise dos Principais Periódicos da Área de Sensoriamento Remoto Revista Brasileira de Agropecuária Sustentável, v. 2, n. 1, p. 144–150, 2012.

BECERRIL-PIÑA, R., MASTACHI-LOZA, C. A., GONZÁLEZ-SOSA, E., DÍAZ-DELGADO, C., Bâ, K. M. Assessing desertification risk in the semi-arid highlands of central Mexico. Journal of Arid Environments, P 4–13, 2015.

BEZERRA, J. M., MOURA, G. B. de A., SILVA, B. B. da, LOPES, P. M. O., SILVA, Ê. F. de F. e. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola E Ambiental, 18(1), 73–84, 2014.

BRASIL, Ministério do Meio Ambiente dos Recursos Hídricos E da Amazônia Legal. Convenção das Nações Unidas de combate à desertificação nos países afetados por seca grave e/ou desertificação, particularmente na África. Plano Nacional de Combate a Desertificação. 2ª ed. 95p. Brasília, 1998.

CHANDER, G., MARKHAM, B. L., HELDER, D. L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. Remote Sensing of Environment, 113(5), 893–903, 2009.

CHANG, S., WU, B., YAN, N., DAVDAI, B., NASANBAT, E. Suitability Assessment of Satellite-Derived Drought Indices for Mongolian Grassland. Remote Sensing, 9(7), 650, 2017.

CHAVES, I. D. B.; FRANCISCO, P. R. M.; LIMA, E. R. V. DE; CHAVES, L. H. G. Mapeamento da Degradação das Terras de Caatinga. Revista Caatinga, v. 28, n. 1, p. 1–4, 2015.

CHAVES, I. D. B.; FRANCISCO, P. R. M.; LIMA, E. R. V. DE; SILVA, B. B. DA; BRANDAO, Z. N.; CHAVES, L. H. G. Índices Espectrais, Diagnóstico Da Vegetação E Da Degradação Da Caatinga Da Bacia Do Rio Taperoá-PB. Aplicações ambientais brasileiras de geoprocessamento e sensoriamento remoto, p. 1–31, 2013.

CHESF. Descrição do Aproveitamento de Luíz Gonzaga. Disponível em: http://www.chesf.gov.br/SistemaChesf/Pages/SistemaGeracao/LuizGonzaga.aspx. Acesso em: 21/12/2017.

CORREA, A. C. DE B., BARROS, A. C. M. DE, ALMEIDA, J. D. M. DE. Revisitando Os Altos Pelados: Desertificação E Os Processos Superficiais Na Bacia Do Riacho Grande-PB. Revista De Geografia (Recife). V 33, N 4. 334-355, 2016.

CPTEC/INPE. INFORMAÇÕES SOBRE PRODUTOS DE MONITORAMENTO CLIMÁTICO MENSAL E SAZONAL DAS CHUVAS NO BRASIL. Disponível em: http://clima1.cptec.inpe.br/. Acesso em: 06/01/2018.

CUNHA, J. E. de B. L., RUFINO, I. A. A., SILVA, B. B. da, CHAVES, I. de B. Dinâmica da cobertura vegetal para a Bacia de São João do Rio do Peixe, PB, utilizando-se sensoriamento remoto. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, v. 16, n. 5, p. 539 – 548, 2012.

DELGADO, R. C., RODRIGUES, R. DE Á., FARIA, A. L. L. DE, PESSÔA, C. DE S., DAHER, M. Uso do sensoriamento remoto na estimativa dos efeitos de ilhas de calor. Revista Brasileira de Ciências Ambientais, 25(1808–4524), 69–80, 2012.

DEMARCHI, J. C., PIROLI, E. L., ZIMBACK, C. R. L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação ndvi e savi no município de Santa Cruz do Rio Pardo - SP usando imagens landsat-5. RA'E GA - O Espaco Geografico Em Analise, 21(21), 234–271. 2011.

DI PACE, F. T., da SILVA, B. B., da SILVA, V. de P. R., da SILVA, S. T. A. Mapeamento do saldo de radiação com imagens Landsat 5 e modelo de elevação digital. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola E Ambiental, 12(4), 385–392. 2008.

DIAS, V. S. B., SILVA, A. de B. AHP na modelagem da vulnerabilidade ambiental do mini corredor ecológico Serra das Onças (BA). Revista Brasileira de Cartografia, 66(6), 1363–1377. 2014.

EMBRAPA SOLOS - UEP Recife, 2006. Sistema brasileiro de classificação de solos. Disponível em: (www.uep.cnps.embrapa.br/ solos/index.html). Acesso em: 28 de maio de 2017.

FERREIRA, A. B., FILHO, W. P. Avaliação Da Reflectância Espectral De Corpos D'água Em Santa Maria-Rs Por Meio De Espectrorradiometria De Campo, 2, 194–207, 2009.

FERREIRA, H. DOS S., SILVA, H. A. DA, OLIVEIRA, T. H. DE, MACEDO NETO, R. X. DE, GALVÍNCIO, J. D., Pimentel, R. M. de M. Avaliação dos parâmetros biofísicos da vegetação de caatinga e agricultura irrigada do município de Petrolina – PE através do NDVI, NDWI e Temperatura da Superfície. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, (2009), 1843–1850, 2011.

FERREIRA, P. S., GOMES, V. P., SANTOS, A. M., MORAIS, Y. C. B., MIRANDA, R. DE Q., FERREIRA, J. M. S., GALVÍNCIO, J. D. Análise do cenário de suscetibilidade à desertificação na bacia hidrográfica do rio Pajeú – Estado de Pernambuco. Scientia Plena, 10(10), 1–11, 2014.

FRANCISCO, P. R. M., CHAVES, I. DE B., CHAVES, L. H. G., LIMA, E. R. V. DE. Detecção de Mudança da Vegetação de Caatinga. Revista Brasileira de Geografia Física, 5(6), 1473–1487, 2012.

FRANCISCO, P. R. M., MEDEIROS, R. M. de, MATOS, R. M. de, BANDEIRA, M. M., SANTOS, D. Análise e Mapeamento dos Índices de Umidade, Hídrico e Aridez através do BHC para o Estado da Paraíba. Revista Brasileira de Geografia Física, 8(4), 1093–1108. 2015.

GAO, B. C. NDWI - A Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. Remote Sensing of Environment, v. 58, p.257- 266, 1996.

GOMES, V. P., GALVÍNCIO, J. D., MOURA, M. S. B., FERREIRA, P. DOS S., PAZ, Y. M., MIRANDA, R. DE Q. Sensoriamento remoto hyperspectral aplicado para análise dos indicadores de resiliência e suscetibilidade do bioma caatinga frente às mudanças climáticas. Revista Brasileira de Geografia Física, 9(4), 1122–1136, 2016.

GUO, Q., FU, B., SHI, P., CUDAHY, T., ZHANG, J., XU, H. Satellite monitoring the spatial-temporal dynamics of desertification in response to climate change and human activities across the Ordos Plateau, China. Remote Sensing, 9(6), 1–20, 2017.

HUETE, A.R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; VAN LEEUWEN, W. A Comparison Of Vegetation Indices Over A Global Set Of TM Images For EOS-MODIS. Remote Sens. Environ, n.59, pp. 440-451, 1988.

HUETE, A.R.; TUCKER, C.J. Investigation of soil influences in AVHRR red and near-infrared vegetation index imagery. Int. J. Remote Sens., 12, 1223–1242. 1991.

IBRAHIM, Y. Z., BALZTER, H., KADUK, J., TUCKER, C. J. Land degradation assessment using residual trend analysis of GIMMS NDVI3g, soil moisture and rainfall in Sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. Remote Sensing, 7(5), 5471–5494, 2015.

INMET. Instituto Nacional de Meteorologia, Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Dados de estações Meteorológicas. Disponível em: http://www.inmet.gov.br/portal/. Acesso em: 10 de junho de 2017.

INPE. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Os satélites LANDSAT 5 e 7. Disponível em: http://www.dgi.inpe.br/Suporte/files/Cameras-LANDSAT57_PT.php. Acesso em: 14 de setembro de 2017.

KAZMIERCZAK, M. L. Desenvolvimento De Um Algoritmo Para Modelar A Susceptibili- Dade De Desertificação No Nordeste Do Brasil: Algoritmo Isd. IX Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, p. 133–143, 1998.

KE, Y., Im, J., LEE, J., GONG, H., RYU, Y. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations. Remote Sensing of Environment, 164(APRIL), 298–313. 2015.

KHIRE, M. V., AGARWADKAR, Y. Y. Qualitative Analysis of Extent and Severity of Desertification for Semi-Arid Regions Using Remote Sensing Techniques. International Journal of Environmental Science and Development, 5(3), 238–243. 2014.

KOSMAS, C.; KAIRIS, R.; KARAVITIS, CH.; RITSEMA, C.; SALVATI, L. Evaluation And Selection Of Indicators For Land Degradation And Desertification Monitoring: Methodological Approach. Environmental Management, v. 54, n. 5, p. 951–970, 2013.

LAMCHIN, M., LEE, J.Y., LEE, W.K., LEE, E. J., KIM, M., LIM, C.H., KIM, S.R. Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia. Advances in Space Research, 57(1), 64–77, 2016.

LEITE, A. N. A. P., SANTOS, G. R., SANTOS, J. É. O. Análise Temporal Dos Índices De Vegetação Ndvi E Savi Na Estação Experimental De Itatinga Utilizando Imagens Landsat 8. Revista Brasileira de Energias Renováveis. 606-623, 2017.

LI, J., YANG, X., JIN, Y., YANG, Z., HUANG, W., ZHAO, L., Xu, B. Monitoring and analysis of grassland desertification dynamics using Landsat images in Ningxia, China. Remote Sensing of Environment, 138, 19–26, 2013.

LIMA, T. S., CARDOSO, A. S., SOUZA, W. M. de, GALVÍNCIO, J. D. Analysis of climate variability in semiarid region, Petrolândia, Pernambuco. Journal of Hyperspectral Remote Sensing, 6(2), 91–98, 2016.

LOPES, H. L., CANDEIAS, A. L. B., ACCIOLY, L. J. O., SOBRAL, M. DO C. M., PACHECO, A. P. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. Revista Brasileira De Engenharia Agricola E Ambiental, 14(11), 1210–1219, 2010.

LOPES, H. L.; CANDEIAS, A. L. B.; ACCIOLY, L. J. O.; CARMO SOBRAL, M. DO. Modelagem De Parâmetros Biofísicos Para Desenvolvimento De Algoritmo Para Avaliação E Espacialização De Risco A Desertificação. Boletim de Ciencias Geodesicas, v. 15, n. 4, p. 652–668, 2009.

LOPES, I., SANTOS, S. M. dos, LEAL, B. G., MELO, J. M. M. de. Variação do índice de aridez e tendência climática à desertificação para a região semiárida do nordeste brasileiro. Revista Brasileira de Geografia Física, 10(4), 1014–1026. 2017.

MARKHAM, B.L.; BARKER, L.L. Thematic Mapper Bandpass Solar Exoatmospherical Irradiances. International Journal of Remote Sensing, v.8, n.3, pp. 517-523, 1987.

MATALLO JR, H. Indicadores De Desertificação: Histórico E Perspectivas. 80p. Brasília : UNESCO, 2001.

MATALLO JR, H. Glossário de Termos e Conceitos usados no Contexto da UNCCD. Brasília: MMA, 2009.

MATOS, R. C. DE M., CANDEIAS, A. L. B., AZEVEDO, J. R. G., HATTERMANN, F. F., KLEINSCHMIT, B., KOCH, H. Análise Multitemporal Do Albedo , Ndvi E Temperatura No Entorno Do Reservatório De Itaparica – Pe : Anos De 1985 E 2010. Revista Brasileira de Cartografia, 545–554, 2015.

MENESES, P. R., ALMEIDA, T. DE, NUNO, A., SANTA, D. C., SANO, E. E., SOUZA, E. B. DE, BRITES, R. S. Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Brasília, 2012.

MMA, S. DE R. H. Atlas Das Áreas Susceptíveis À Desertificação Do Brasil. 2006.

MMA, S. DE R. H. PAN-Brasil - Programa De Ação Estadual De Combate À Desertificação E Mitigação Dos Efeitos Da Seca, 144p. 2005.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. Estatística Aplicada E Probabilidade Para Engenheiros. 5 ed, 530 p. Editora LTC – Rio de Janeiro, 2014

NEGARESH H., RAKHSHANI Z., FIROOZI F., ALINIA H. DESERTIFICATION ASSESSMENT USING THE ANALYTIC HIERARCHY PROCESS AND GIS IN SOUTHEAST IRAN. Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography. Volume 98, Issue 1. P. 1–14 2016

NOBRE, C. Mudanças climáticas e desertificação: os desafios para o Estado brasileiro. In. LIMA, R.C.C.; CAVALCANTE, A.M.B.; MARIM, A.M.P. (Edt.). Desertificação e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. Campina Grande: ISNA/PB, P.25-36, 2011.

NOVO, E. M. L. de M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. 4ª ed. 387 p. Blucher. São Paulo, 2010.

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, 27(4), 420–438, 2017.

OGASHAWARA, I., DA, V., e BASTOS, S. B. A Quantitative Approach for Analyzing the Relationship between Urban Heat Islands and Land Cover. Remote Sensing, 2012.

OLIVEIRA, L. B. de, FONTES, M. P. F., RIBEIRO, M. R., KER, J. C. Morfologia e Classificação de Luvissolos e Planossolos Desenvolvidos de Rochas Metamórficas No Semiárido Do Nordeste Brasileiro. Revista Brasileira de Ciências Do Solo, (4), 1333–1345. 2009

OLIVEIRA, L. M. M. DE, MONTENEGRO, S. M. G. L., ANTONINO, A. C. D., SILVA, B. B. DA, MACHADO, C. C. C., GALVÍNCIO, J. D. Análise quantitativa de parâmetros biofísicos de bacia hidrográfica obtidos por sensoriamento remoto. Revista de pesquisa agropecuária brasileira, Brasília, v.47, n.9, p.1209-1217, 2012.

OLIVEIRA, T. H. DE, GALVÍNCIO, J. D., PIMENTEL, R. M. DE M., SILVA, B. B. DA. Uso e Cobertura do Solo e Seus Efeitos na Distribuição da Temperatura de Superfície em Área Urbana. Revista Brasileira de Geografia Física, 6(6), 1598–1616, 2013.

OLIVEIRA-GALVÃO, A. L. C. DE; SAITO, C. H. A Modelagem De Dados Temáticos Geoespacializados Na Identificação Dos Diferentes Níveis De Susceptibilidade À Desertificação Da Região Semiárida Do Nordeste Brasileiro. Anais XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, n. 1980, p. 1399–1406, 2003.

PAULA, E. M. S, SOUZA, M. J. N. de. Sistemas de Informações Geográficas na Análise da Vulnerabilidade Ambiental da Bacia do Rio Ceará-CE. Revista Brasileira de Cartografia, Rio de Janeiro, v. 04, n. 63p. 515-525, 2010.

PERNAMBUCO. Plano Estadual de Mudanças Climáticas. Secretaria de Meio Ambiente E Sustentabilidade, 94p, 2011.

PINESE JÚNIOR, J. F., RODRIGUES, S. C. O Método De Análise Hierárquica – Ahp – Como Auxílio Na Determinação Da Vulnerabilidade Ambiental Da Bacia Hidrográfica Do Rio Piedade (Mg). Geography Department, University of Sao Paulo, 23(2012), 4–26. 2012.

PONZONI, F. J., SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação. São José dos Campos, SP. Ed: A. Silva Vieira. 2009.

RÊGO, S. C. a., LIMA, P. P. S., LIMA, M. N. S., MONTEIRO, T. R. R. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI e SAVI no município de são domingos do Cariri-PB. Revista Geonorte, 2(4), 1217–1229. 2012.

RIBEIRO, E. P. Mudanças ambientais e desertificação na bacia hidrográfica do rio Pajeú. Dissertação de mestrado, Departamento De Ciências Geográficas, Programa de Pós-Graduação em Geografia. UFPE. 178p, 2016

RISHMAWI, K., PRINCE, S. D., XUE, Y. Vegetation responses to climate variability in the northern arid to sub-humid zones of sub-Saharan Africa. Remote Sensing, 8(11). 2016.

ROSA, R. Introdução Ao Sensoriamento Remoto. Editora EDUFU. 7ª Ed. UBERLÂNDIA, 2009.

SÁ, I. B., CUNHA, T. J. F., TAURA, T. A., DRUMOND, M. A. Mapeamento da desertificação da mesorregião Sul do Ceará com base na cobertura vegetal e nas classes de solos. Revista Brasileira de Geografia Física, 6(3), 572–583. 2014.

SÁ, I. B., CUNHA, T. J. F., TAURA, T. A., DRUMOND, M. A. Mapeamento da desertificação da Região de Desenvolvimento Sertão do São Francisco com base na cobertura vegetal e nas classes de solos. Revista Brasileira de Geografia Física, 6, 510–524. 2015.

SAATY, T. L. Multicriteria Decision Making – The Analytical Hierarchical Process, Pittsburg, RWS Publications, 1992.

SANTOS, A. M. DOS, GALVÍNCIO, J. D. Mudanças climáticas e cenários de susceptibilidade ambiental à desertificação em municípios do estado de Pernambuco. OBSERVATORIUM: Revista Eletrônica de Geografia, 5(13), 66–83, 2013.

SANTOS, É. G. dos, SANTOS, C. A. C. dos, BEZERRA, B. G., NASCIMENTO, F. das C. A. do. ANÁLISE DE PARÂMETROS AMBIENTAIS NO NÚCLEO DE DESERTIFICAÇÃO DE IRAUÇUBA - CE USANDO IMAGENS DE SATÉLITE. Revista Brasileira de Geografia Física, 7(5), 915–926. 2014.

SILVA, A. K. DE O., SILVA, H. P. DE B. O Processo De Desertificação E Seus Impactos Sobre Os Recursos Naturais E Sociais No Município De Cabrobó – Pernambuco – Brasil. Revista Eletrônica de Humanidades Do Curso de Ciências Sociais Da UNIFAP, 8, 203–215, 2015.

SILVA, A. M., SILVA, R. M. da, SILVA, B. B. da. Determinação De Temperatura Da Superfície E Estimativa Do Saldo De Radiação E Evapotranspiração Usando Imagens Landsat E Dados Observados. Revista Brasileira de Cartografia, 67/6, 1203–1216. 2015.

SILVA, B.B. da; BRAGA, A.C.; BRAGA, C.C. Balanço de radiação no perímetro irrigado São Gonçalo – PB mediante imagens orbitais. Revista Caatinga, v.24, pp.145-152, 2011.

SILVA, I. A. DE S., SILVA, J. C. B. DA, SILVA, K. A., BARROS, J. R. Estudo da Desertificação em Gilbués-Piauí: Caracterização Física, Variabilidade Climática e Impactos Ambientais. Revista de Geografia (UFPE), 28(3), 172–187, 2011.

SOARES, D. B., NÓBREGA, R. S., FILHO, F. de O. M., PASSOS, C. R., FILHO, E. F. de A. B. Degradação dos Solos por Sais em Pernambuco, Brasil. Revista Brasileira de Geografia Física, 7(6), 1621–1628. 2016.

SOUSA JR, J. G. DE A., DEMATTÊ, J. A. M., GENÚ, A. M. Comportamento Espectral Dos Solos Na Paisagem A Partir De Dados Coletados Por Sensores Terrestre E Orbital. Revista Brasileira de Ciência Do Solo, (3), 727–738, 2008.

SOUSA, W. R. N. DE. Estimativa de Tendência de Séries Temporais de Imagens de Sensoriamento Remoto para Análise de Evolução de Processos de Desertificação. Dissertação de Mestrado. MOSSORÓ – RN, 2012.

SOUZA, B. I. de, MACÊDO, M. L. A., SILVA, G. J. F. da. Temperatura Dos Solos E Suas Influências Na Regeneração Natural Da Caatinga Nos Cariris Velhos – Pb, Revista Raega - Espaço geográfico em Análise. 261–287. 2015.

SOUZA, B. I. de. Cariri paraibano: do silêncio do lugar à desertificação. Departamento de Geografia. Dissertação de mestrado, Instituto ee Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geografia. Universidade Federal Do Rio Grande Do Sul.1–198. 2008.

TONG, X., WANG, K., BRANDT, M., YUE, Y., LIAO, C., FENSHOLT, R. Assessing future vegetation trends and restoration prospects in the Karst regions of Southwest China. Remote Sensing, 8(5), 1–17, 2016.

TORRES, F. S. DE M., PFALTZGRAFF, P. A. DOS S. Geodiversidade do estado de pernambuco. (CPRM, Ed.). Recife, 2014.

TRAVASSOS, I. S., SOUSA, B. I. de. Desmatamento e Desertificação no Cariri Paraibano. Revista Brasileira de Geografia Física, 6, 1275–1291. 2011.

UNCCD. United Nations Convention to Combat Desertification; 2011. Disponível em: http://www.unccd.int/. Acesso em: 14 de dezembro de 2016.

USGS (a). Using the USGS Landsat 8 Product. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/ using-usgs-landsat-8-product. Acesso em: 20/09/2017.

USGS (b). What are the band designations for the Landsat satellites. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/what-are-band-designations-landsat-satellites. Acesso em: 20/10/2017.

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, 7(4), 4391–4423, 2015.

WANG, T., YAN, C. Z., SONG, X., XIE, J. L. Monitoring recent trends in the area of aeolian desertified land using Landsat images in China's Xinjiang region. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 68(1), 184–190, 2012.

ZANCHETTA, A., BITELLI, G., KARNIELI, A. Monitoring desertification by remote sensing using the Tasselled Cap transform for long-term change detection. Natural Hazards, 1–15, 2016.

ZARGAR, A., SADIQ, R., NASER, B., KHAN, F. I. A review of drought indices. Environmental Reviews, 19(NA), 333–349, 2011.

APÊNDICES

APÊNDICE A - Processamento das imagens LANDSAT 5

Algoritmo Qgis
Linguagem: Python
Ferramenta: Calculadora Raster

1. Empilhamento

Foram empilhadas as bandas 3, 4 e 5 de cada ano.

gdal_merge.bat -separate -of GTiff -o C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP.tif C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B3.TIF C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B4.TIF C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B5.TIF

A banda 6 foi importada separadamente.

2. Reprojeção

A imagem empilhada e a banda 6 foram reprojetadas.

gdalwarp -overwrite -t_srs EPSG:31984 -r near -of GTiff C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP.tif C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP_SIRGAS.tif

3. Corte

Importou os pontos, criou um shape e usou como máscara para todos os cortes.

gdalwarp -dstnodata 0 -q -cutline C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\SHAPES_AREAS_DE_ESTUDO\RECORTE_AREA_DE_ESTUDO_FINAL.shp -crop_to_cutline -tr 30.0 30.0 - of GTiff C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\RESULTADOS\1985_1_EMP_SIRGAS.tif C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP _CORTE.tif

4. Radiância

Bandas	**Comprimento de onda (μm)**	**Coeficientes de Calibração (Wm^{-2} sr^{-1} μm^{-1})**					**Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera – Kλi (Wm^{-2} μm^{-1})**
		a desde 1994)	b 01/3/1984 a 1/12/1991	*b* 01/03/1994 a 04/05/2003	*b* 05/05/2003 a 01/04/2007	*b* depois de 02/04/2007	
1 (azul)	0,452 – 0,518	-1,52	152,10	152,10	193,0	169,0	1983
2 (verde)	0,528 – 0,609	-2,84	296,81	296,81	365,0	333,0	1796
3 (vermelho)	0,626 – 0,693	-1,17	204,30	204,30	264,0	264,0	1536
4 (IV-próximo)	0,776 – 0,904	-1,51	206,20	206,20	221,0	221,0	1031
5 (IV-médio)	1,567 – 1,784	-0,37	27,19	27,19	30,2	30,2	220
6 (IV-termal)	10,450 – 12,420	1,2378	15,303	15,303	15,303	15,303	-
7 (IV-médio)	2,097 – 2,349	-0,15	14,38	14,38	16,5	16,5	83,44

Fonte: Adaptado de Chander et al. (2007) e (2009)

$$L_{\lambda i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} * ND$$

Equações 1985:
B3:
-1.17+((204.3-(-1.17))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((206.2-(-1.51))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((27.19-(-0.37))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "1985_1_B6_CORTE@1"

Equações 1995:
B3:
-1.17+((204.3-(-1.17))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((206.2-(-1.51))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((27.19-(-0.37))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "1995_1_B6_CORTE@1"
Equações 2005:
B3:
-1.17+((264-(-1.17))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((221-(-1.51))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((30.2-(-0.37))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "2005_1_B6_CORTE@1"

5. CÁLCULO DE AUXILIARES DA REFLECTÂNCIA EM EXCEL
6. REFLECTÂNCIA

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \,.\, L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} . \cos Z \,.\, d_r}$$

$$d_r = 1 + 0{,}033 cos\left(\frac{DSA.2\pi}{365}\right)$$

$$CosZ = cos\left(\frac{\pi}{2} - E\right)$$

IRRADIÂNCIA:
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
1985:
B3:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B3@1")/(1536*0.842626*1.024365)
B4:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B4@1")/(1031*0.842626*1.024365)
B5:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B5@1")/(220*0.894899*1.012858)
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
1995:

B3:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B3@1")/(1536*0.784812*1.015423)
B4:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B4@1")/(1031*0.784812*1.015423)
B5:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B5@1")/(220*0.784812*1.015423)
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
2005:
B3:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B3@1")/(1536*0.894899*1.012858)
B4:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B4@1")/(1031*0.894899*1.012858)
B5:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B5@1")/(220*0.894899*1.012858)

7. NDVI

1985:
("1985_3_REFL_B4@1"-
"1985_3_REFL_B3@1")/("1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B3@1")
1995:
("1995_3_REFL_B4@1"-
"1995_3_REFL_B3@1")/("1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B3@1")
2005:
("2005_3_REFL_B4@1"-
"2005_3_REFL_B3@1")/("2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B3@1")

8. SAVI
SAVI=1,5*(Ref4-Ref3)/(0,5+Ref4+Ref3)
1985
(1.5*("1985_3_REFL_B4@1"-"1985_3_REFL_B3@1"))/
(0.5+"1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B3@1")
1995
(1.5*("1995_3_REFL_B4@1"-"1995_3_REFL_B3@1"))
/(0.5+"1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B3@1")
2005
(1.5*("2005_3_REFL_B4@1"-"2005_3_REFL_B3@1"))
/(0.5+"2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B3@1")

9. IAF
1985
- (ln ((0.69 - "1985_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)
1995
- (ln ((0.69 - "1995_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)

2005
- (ln ((0.69 - "2005_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)

10. EMISSIVIDADE

Soma das condições: QGIS entende como: Para todo IAF < 0 substituir por 0,99...

1985
(("1985_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("1985_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("1985_6_IAF@1" > 0) AND ("1985_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"1985_6_IAF@1")
1995
(("1995_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("1995_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("1995_6_IAF@1" > 0) AND ("1995_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"1995_6_IAF@1")
2005
(("2005_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("2005_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("2005_6_IAF@1" > 0) AND ("2005_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"2005_6_IAF@1")

11. TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (K)

Tsup= k2/(ln(((Enb*K1)/Rad6)+1))
1985
1260.56/(ln((("1985_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "1985_2_RAD_B6@1")+1))
1985_8_TEMPERATURA.tif
1995
1260.56/(ln((("1995_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "1995_2_RAD_B6@1")+1))
2005
1260.56/(ln((("2005_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "2005_2_RAD_B6@1")+1))
12. TEMPERATURA EM CELSIUS
1985
"1985_8_TEMPERATURA@1"-273.15
1995
"1995_8_TEMPERATURA@1"-273.15
2005
"2005_8_TEMPERATURA@1"-273.15
13. NDWI
1985
("1985_3_REFL_B4@1"-
"1985_3_REFL_B5@1")/("1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B5@1")
1985_9_NDWI.tif
1995
("1995_3_REFL_B4@1"-
"1995_3_REFL_B5@1")/("1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B5@1")
2005
("2005_3_REFL_B4@1"-
"2005_3_REFL_B5@1")/("2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B5@1")

APÊNDICE B - Processamento das imagens LANDSAT 8

Algoritmo Qgis
Linguagem: Python
Ferramenta: Calculadora Raster

1. Empilhamento

Foram empilhadas as bandas 3, 4 e 5 de cada ano.

gdal_merge.bat -separate -of GTiff -o C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP.tif C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B3.TIF C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B4.TIF C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\IMG_BRUTA\LT52160661985322CUB00_B5.TIF

A banda 6 foi importada separadamente.

2. Reprojeção

A imagem empilhada e a banda 6 foram reprojetadas.

gdalwarp -overwrite -t_srs EPSG:31984 -r near -of GTiff C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP.tif C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP_SIRGAS.tif

3. Corte

Importou os pontos, criou um shape e usou como máscara para todos os cortes.

gdalwarp -dstnodata 0 -q -cutline C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\SHAPES_AREAS_DE_ESTUDO\RECORTE_AREA_DE_ESTUDO_FINAL.shp -crop_to_cutline -tr 30.0 30.0 - of GTiff C:\Users\camil\Documents\MESTRADO\DISSERTACAO\DADOS\IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO\1985\RESULTADOS\1985_1_EMP_SIRGAS.tif C:/Users/camil/Documents/MESTRADO/DISSERTACAO/DADOS/IMAGENS_USGS_2_PROCESSAMENTO/1985/RESULTADOS/1985_1_EMP _CORTE.tif

4. Radiância

Bandas	**Comprimento de onda (μm)**	**Coeficientes de Calibração (Wm^{-2} sr^{-1} μm^{-1})**					**Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera – Kλi (Wm^{-2} μm^{-1})**
		a desde 1994)	b 01/3/1984 a 1/12/1991	*b* 01/03/1994 a 04/05/2003	*b* 05/05/2003 a 01/04/2007	*b* depois de 02/04/2007	
1 (azul)	0,452 – 0,518	-1,52	152,10	152,10	193,0	169,0	1983
2 (verde)	0,528 – 0,609	-2,84	296,81	296,81	365,0	333,0	1796
3 (vermelho)	0,626 – 0,693	-1,17	204,30	204,30	264,0	264,0	1536
4 (IV-próximo)	0,776 – 0,904	-1,51	206,20	206,20	221,0	221,0	1031
5 (IV-médio)	1,567 – 1,784	-0,37	27,19	27,19	30,2	30,2	220
6 (IV-termal)	10,450 – 12,420	1,2378	15,303	15,303	15,303	15,303	-
7 (IV-médio)	2,097 – 2,349	-0,15	14,38	14,38	16,5	16,5	83,44

Fonte: Adaptado de Chander et al. (2007) e (2009)

$$L_{\lambda i} = a_i + \frac{b_i - a_i}{255} * ND$$

Equações 1985:
B3:
-1.17+((204.3-(-1.17))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((206.2-(-1.51))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((27.19-(-0.37))/255)* "1985_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "1985_1_B6_CORTE@1"

Equações 1995:
B3:
-1.17+((204.3-(-1.17))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((206.2-(-1.51))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((27.19-(-0.37))/255)* "1995_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "1995_1_B6_CORTE@1"
Equações 2005:
B3:
-1.17+((264-(-1.17))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@1"
B4:
-1.51+((221-(-1.51))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@2"
B5:
-0.37+((30.2-(-0.37))/255)* "2005_1_EMP_CORTE@3"
B6:
1.2378+((15.303-1.2378)/255)* "2005_1_B6_CORTE@1"

5. CÁLCULO DE AUXILIARES DA REFLECTÂNCIA EM EXCEL
6. REFLECTÂNCIA

$$\rho_{\lambda i} = \frac{\pi \,.\, L_{\lambda i}}{k_{\lambda i} . \cos Z \,.\, d_r}$$
$$d_r = 1 + 0{,}033 cos\left(\frac{DSA.2\pi}{365}\right)$$
$$CosZ = cos\left(\frac{\pi}{2} - E\right)$$

IRRADIÂNCIA:
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
1985:
B3:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B3@1")/(1536*0.842626*1.024365)
B4:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B4@1")/(1031*0.842626*1.024365)
B5:
(3.141592653*"1985_2_RAD_B5@1")/(220*0.894899*1.012858)
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
1995:
B3:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B3@1")/(1536*0.784812*1.015423)

B4:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B4@1")/(1031*0.784812*1.015423)
B5:
(3.141592653*"1995_2_RAD_B5@1")/(220*0.784812*1.015423)
(Pi*radiância)/(irradiância*cosZ*dr)
2005:
B3:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B3@1")/(1536*0.894899*1.012858)
B4:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B4@1")/(1031*0.894899*1.012858)
B5:
(3.141592653*"2005_2_RAD_B5@1")/(220*0.894899*1.012858)

7. NDVI

1985:
("1985_3_REFL_B4@1"-
"1985_3_REFL_B3@1")/("1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B3@1")
1995:
("1995_3_REFL_B4@1"-
"1995_3_REFL_B3@1")/("1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B3@1")
2005:
("2005_3_REFL_B4@1"-
"2005_3_REFL_B3@1")/("2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B3@1")

8. SAVI
SAVI=1,5*(Ref4-Ref3)/(0,5+Ref4+Ref3)
1985
(1.5*("1985_3_REFL_B4@1"-"1985_3_REFL_B3@1"))/
(0.5+"1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B3@1")
1995
(1.5*("1995_3_REFL_B4@1"-"1995_3_REFL_B3@1"))
/(0.5+"1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B3@1")
2005
(1.5*("2005_3_REFL_B4@1"-"2005_3_REFL_B3@1"))
/(0.5+"2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B3@1")

9. IAF
1985
- (ln ((0.69 - "1985_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)
1995
- (ln ((0.69 - "1995_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)
2005
- (ln ((0.69 - "2005_5_SAVI@1") / 0.59) / 0.91)

10. EMISSIVIDADE

Soma das condições: QGIS entende como: Para todo IAF < 0 substituir por 0,99...
1985

(("1985_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("1985_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("1985_6_IAF@1" > 0) AND ("1985_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"1985_6_IAF@1")
1995
(("1995_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("1995_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("1995_6_IAF@1" > 0) AND ("1995_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"1995_6_IAF@1")
2005
(("2005_6_IAF@1" < 0) * 0.99) + (("2005_6_IAF@1" > 3) * 0.98) + (("2005_6_IAF@1" > 0) AND ("2005_6_IAF@1" < 3)) * (0.97+0.0331*"2005_6_IAF@1")

11. TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE (K)

Tsup= k2/(ln(((Enb*K1)/Rad6)+1))
1985
1260.56/(ln((("1985_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "1985_2_RAD_B6@1")+1))
1985_8_TEMPERATURA.tif
1995
1260.56/(ln((("1995_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "1995_2_RAD_B6@1")+1))
2005
1260.56/(ln((("2005_7_EMISSIVIDADE@1" *607.76)/ "2005_2_RAD_B6@1")+1))

12. TEMPERATURA EM CELSIUS
1985
"1985_8_TEMPERATURA@1"-273.15
1995
"1995_8_TEMPERATURA@1"-273.15
2005
"2005_8_TEMPERATURA@1"-273.15

13. NDWI
1985
("1985_3_REFL_B4@1"-
"1985_3_REFL_B5@1")/("1985_3_REFL_B4@1"+"1985_3_REFL_B5@1")
1985_9_NDWI.tif
1995
("1995_3_REFL_B4@1"-
"1995_3_REFL_B5@1")/("1995_3_REFL_B4@1"+"1995_3_REFL_B5@1")
2005
("2005_3_REFL_B4@1"-
"2005_3_REFL_B5@1")/("2005_3_REFL_B4@1"+"2005_3_REFL_B5@1")

APÊNDICE C - Reclassificação Dos Resultados

Soma das condições
1985
NDVI
1985_4_NDVI
(("1985_4_NDVI@1" > -1) AND ("1985_4_NDVI@1" < 0) * 1)+
((("1985_4_NDVI@1" > 0) AND ("1985_4_NDVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("1985_4_NDVI@1" > 0.15) AND ("1985_4_NDVI@1" < 0.3)) * 4)+
((("1985_4_NDVI@1" > 0.3) AND ("1985_4_NDVI@1" < 0.45)) * 3)+
((("1985_4_NDVI@1" > 0.45) AND ("1985_4_NDVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("1985_4_NDVI@1" > 0.6) * 1)
NDWI
1985_9_NDWI
((("1985_9_NDWI@1" > -1) AND ("1985_9_NDWI@1" < -0.1)) * 5)+
((("1985_9_NDWI@1" > -0.1) AND ("1985_9_NDWI@1" < 0)) * 4)+
((("1985_9_NDWI@1" > 0) AND ("1985_9_NDWI@1" < 0.1)) * 3)+
((("1985_9_NDWI@1" > 0.1) AND ("1985_9_NDWI@1" < 0.2)) * 2)+
(("1985_9_NDWI@1" > 0.2)* 1)
SAVI
1985_5_SAVI
(("1985_5_SAVI@1" > -1) AND ("1985_5_SAVI@1" < 0) * 1)+
((("1985_5_SAVI@1" > 0) AND ("1985_5_SAVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("1985_5_SAVI@1" > 0.15) AND ("1985_5_SAVI@1" < 0.25)) * 4)+
((("1985_5_SAVI@1" > 0.25) AND ("1985_5_SAVI@1" < 0.35)) * 3)+
((("1985_5_SAVI@1" > 0.35) AND ("1985_5_SAVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("1985_5_SAVI@1" > 0.6) * 1)
TEMPERATURA
1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS
(("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 25) * 1)+
((("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 25) AND
("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 30)) * 2)+
((("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 30) AND
("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 35)) * 3)+
((("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 35) AND
("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 40)) * 4)+
(("1985_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 40) * 5)
1995
NDVI
1995_4_NDVI
(("1995_4_NDVI@1" > -1) AND ("1995_4_NDVI@1" < 0) * 1)+
((("1995_4_NDVI@1" > 0) AND ("1995_4_NDVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("1995_4_NDVI@1" > 0.15) AND ("1995_4_NDVI@1" < 0.3)) * 4)+
((("1995_4_NDVI@1" > 0.3) AND ("1995_4_NDVI@1" < 0.45)) * 3)+
((("1995_4_NDVI@1" > 0.45) AND ("1995_4_NDVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("1995_4_NDVI@1" > 0.6) * 1)
NDWI
1995_9_NDWI
((("1995_9_NDWI@1" > -1) AND ("1995_9_NDWI@1" < -0.1)) * 5)+
((("1995_9_NDWI@1" > -0.1) AND ("1995_9_NDWI@1" < 0)) * 4)+
((("1995_9_NDWI@1" > 0) AND ("1995_9_NDWI@1" < 0.1)) * 3)+

((("1995_9_NDWI@1" > 0.1) AND ("1995_9_NDWI@1" < 0.2)) * 2)+
(("1995_9_NDWI@1" > 0.2)* 1)
SAVI
1995_5_SAVI
(("1995_5_SAVI@1" > -1) AND ("1995_5_SAVI@1" < 0) * 1)+
((("1995_5_SAVI@1" > 0) AND ("1995_5_SAVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("1995_5_SAVI@1" > 0.15) AND ("1995_5_SAVI@1" < 0.25)) * 4)+
((("1995_5_SAVI@1" > 0.25) AND ("1995_5_SAVI@1" < 0.35)) * 3)+
((("1995_5_SAVI@1" > 0.35) AND ("1995_5_SAVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("1995_5_SAVI@1" > 0.6) * 1)
TEMPERATURA
1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS
(("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 25) * 1)+
((("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 25) AND
("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 30)) * 2)+
((("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 30) AND
("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 35)) * 3)+
((("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 35) AND
("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 40)) * 4)+
(("1995_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 40) * 5)
2005
NDVI
2005_4_NDVI
(("2005_4_NDVI@1" > -1) AND ("2005_4_NDVI@1" < 0) * 1)+
((("2005_4_NDVI@1" > 0) AND ("2005_4_NDVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("2005_4_NDVI@1" > 0.15) AND ("2005_4_NDVI@1" < 0.3)) * 4)+
((("2005_4_NDVI@1" > 0.3) AND ("2005_4_NDVI@1" < 0.45)) * 3)+
((("2005_4_NDVI@1" > 0.45) AND ("2005_4_NDVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("2005_4_NDVI@1" > 0.6) * 1)
NDWI
2005_9_NDWI
((("2005_9_NDWI@1" > -1) AND ("2005_9_NDWI@1" < -0.1)) * 5)+
((("2005_9_NDWI@1" > -0.1) AND ("2005_9_NDWI@1" < 0)) * 4)+
((("2005_9_NDWI@1" > 0) AND ("2005_9_NDWI@1" < 0.1)) * 3)+
((("2005_9_NDWI@1" > 0.1) AND ("2005_9_NDWI@1" < 0.2)) * 2)+
(("2005_9_NDWI@1" > 0.2)* 1)
SAVI
2005_5_SAVI
(("2005_5_SAVI@1" > -1) AND ("2005_5_SAVI@1" < 0) * 1)+
((("2005_5_SAVI@1" > 0) AND ("2005_5_SAVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("2005_5_SAVI@1" > 0.15) AND ("2005_5_SAVI@1" < 0.25)) * 4)+
((("2005_5_SAVI@1" > 0.25) AND ("2005_5_SAVI@1" < 0.35)) * 3)+
((("2005_5_SAVI@1" > 0.35) AND ("2005_5_SAVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("2005_5_SAVI@1" > 0.6) * 1)
TEMPERATURA
2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS
(("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 25) * 1)+
((("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 25) AND
("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 30)) * 2)+

((("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 30) AND
("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 35)) * 3)+
((("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 35) AND
("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" < 40)) * 4)+
(("2005_8_TEMPERATURA_CELSIUS@1" > 40) * 5)
2015
NDVI
2015_5_NDVI
(("2015_5_NDVI@1" > -1) AND ("2015_5_NDVI@1" < 0) * 1)+
((("2015_5_NDVI@1" > 0) AND ("2015_5_NDVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("2015_5_NDVI@1" > 0.15) AND ("2015_5_NDVI@1" < 0.3)) * 4)+
((("2015_5_NDVI@1" > 0.3) AND ("2015_5_NDVI@1" < 0.45)) * 3)+
((("2015_5_NDVI@1" > 0.45) AND ("2015_5_NDVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("2015_5_NDVI@1" > 0.6) * 1)
NDWI
2015_7_NDWI
((("2015_7_NDWI@1" > -1) AND ("2015_7_NDWI@1" < -0.1)) * 5)+
((("2015_7_NDWI@1" > -0.1) AND ("2015_7_NDWI@1" < 0)) * 4)+
((("2015_7_NDWI@1" > 0) AND ("2015_7_NDWI@1" < 0.1)) * 3)+
((("2015_7_NDWI@1" > 0.1) AND ("2015_7_NDWI@1" < 0.2)) * 2)+
(("2015_7_NDWI@1" > 0.2)* 1)
SAVI
2015_6_SAVI
(("2015_6_SAVI@1" > -1) AND ("2015_6_SAVI@1" < 0) * 1)+
((("2015_6_SAVI@1" > 0) AND ("2015_6_SAVI@1" < 0.15)) * 5)+
((("2015_6_SAVI@1" > 0.15) AND ("2015_6_SAVI@1" < 0.25)) * 4)+
((("2015_6_SAVI@1" > 0.25) AND ("2015_6_SAVI@1" < 0.35)) * 3)+
((("2015_6_SAVI@1" > 0.35) AND ("2015_6_SAVI@1" < 0.6)) * 2)+
(("2015_6_SAVI@1" > 0.6) * 1)
TEMPERATURA
2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS
(("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" < 25) * 1)+
((("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" > 25) AND
("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" < 30)) * 2)+
((("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" > 30) AND
("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" < 35)) * 3)+
((("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" > 35) AND
("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" < 40)) * 4)+
(("2015_2_TEMP_SUP_CELSIUS@1" > 40) * 5)

APÊNDICE D - Integração

1 PONDERADA NDVI SAVI

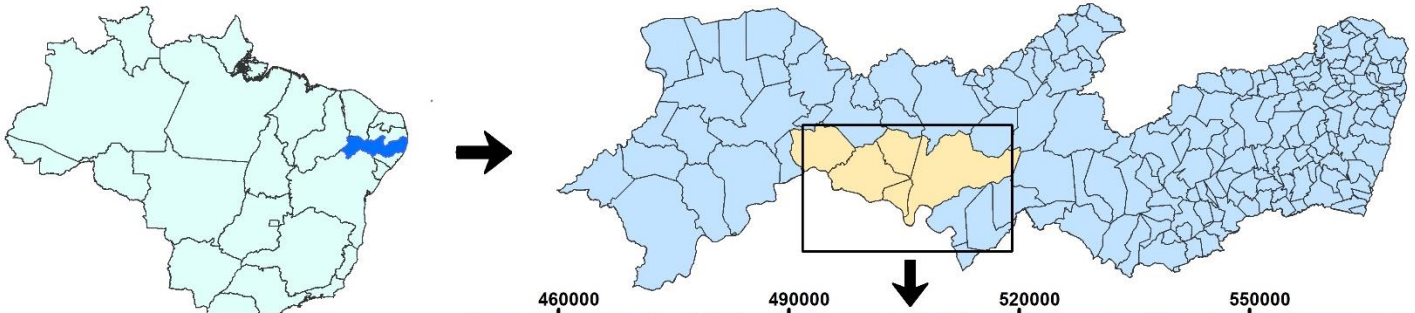
(30*"1985_NDVI_RECLASS@1"+30*"1985_SAVI_RECLASS@1"+15*"1985_NDWI_RECLASS@1"+10*"1985_TEMP_RECLASS@1"+15*"SOLOS_PE_RASTER_RECLASS_FINAL@1")/100

(30*"1995_NDVI_RECLASS@1"+30*"1995_SAVI_RECLASS@1"+15*"1995_NDWI_RECLASS@1"+10*"1995_TEMP_RECLASS@1"+15*"SOLOS_PE_RASTER_RECLASS_FINAL@1")/100

(30*"2005_NDVI_RECLASS@1"+30*"2005_SAVI_RECLASS@1"+15*"2005_NDWI_RECLASS@1"+10*"2005_TEMP_RECLASS@1"+15*"SOLOS_PE_RASTER_RECLASS_FINAL@1")/100

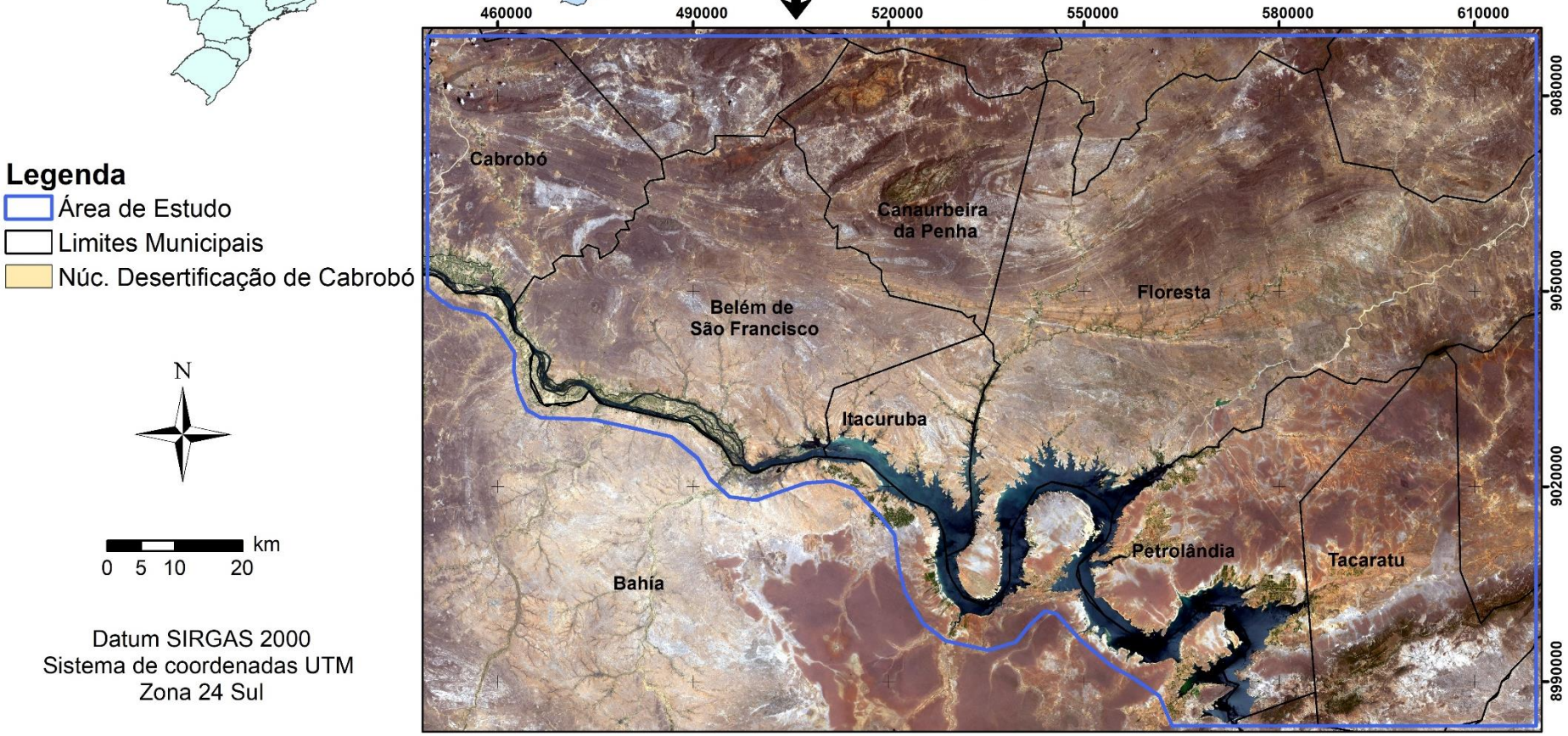
(30*"2015_NDVI_RECLASS@1"+30*"2015_SAVI_RECLASS@1"+15*"2015_NDWI_RECLASS@1"+10*"2015_TEMP_RECLASS@1"+15*"SOLOS_PE_RASTER_RECLASS_FINAL@1")/100

APÊNDICE E - Área de estudo englobando o Núcleo de desertificação de Cabrobó-PE e os Municípios de Petrolândia e Tacaratu



Eng. Agrimensora
Camila Maria Barros Teixeira

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE



Legenda

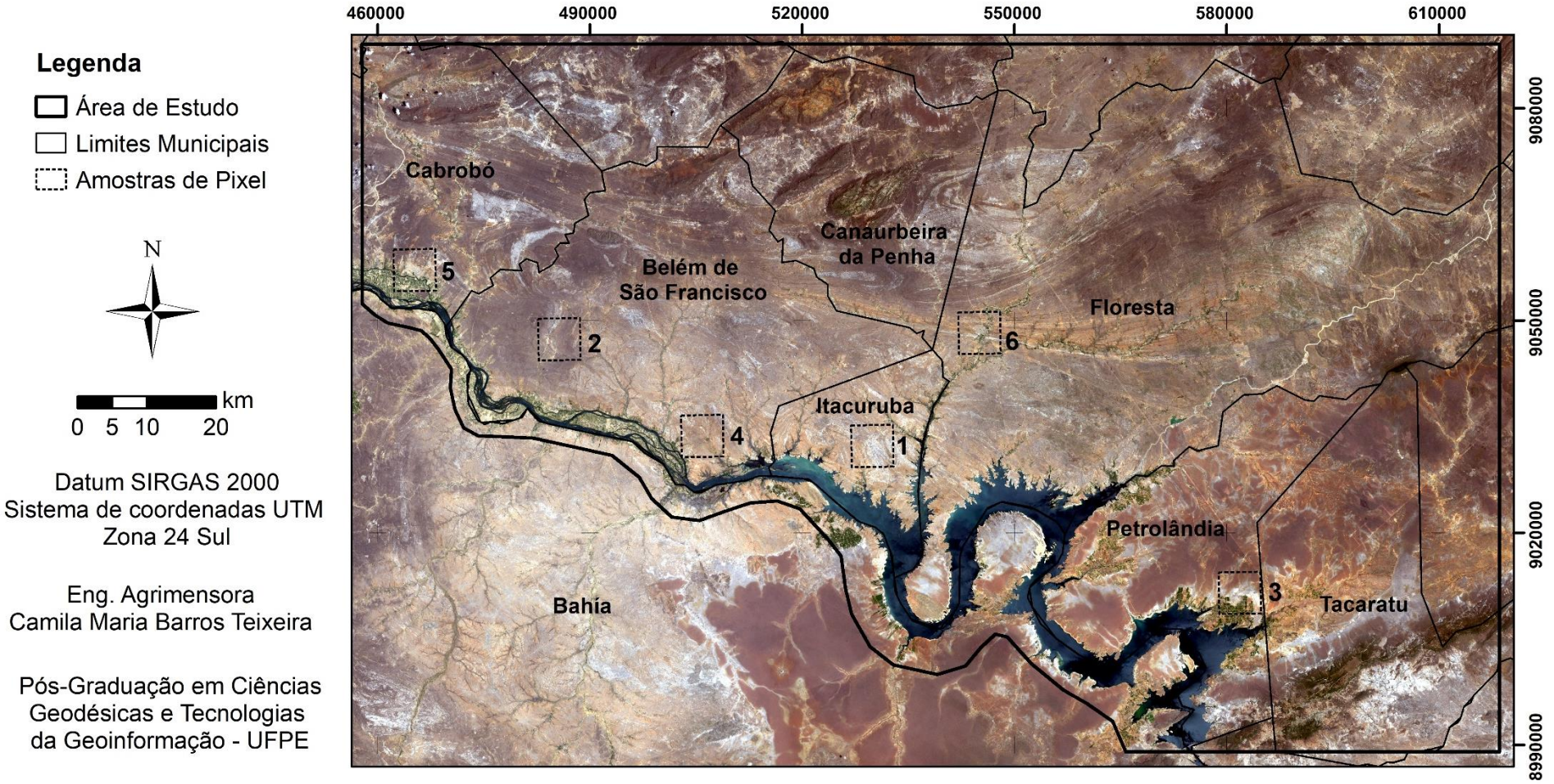
- Área de Estudo
- Limites Municipais
- Núc. Desertificação de Cabrobó

N

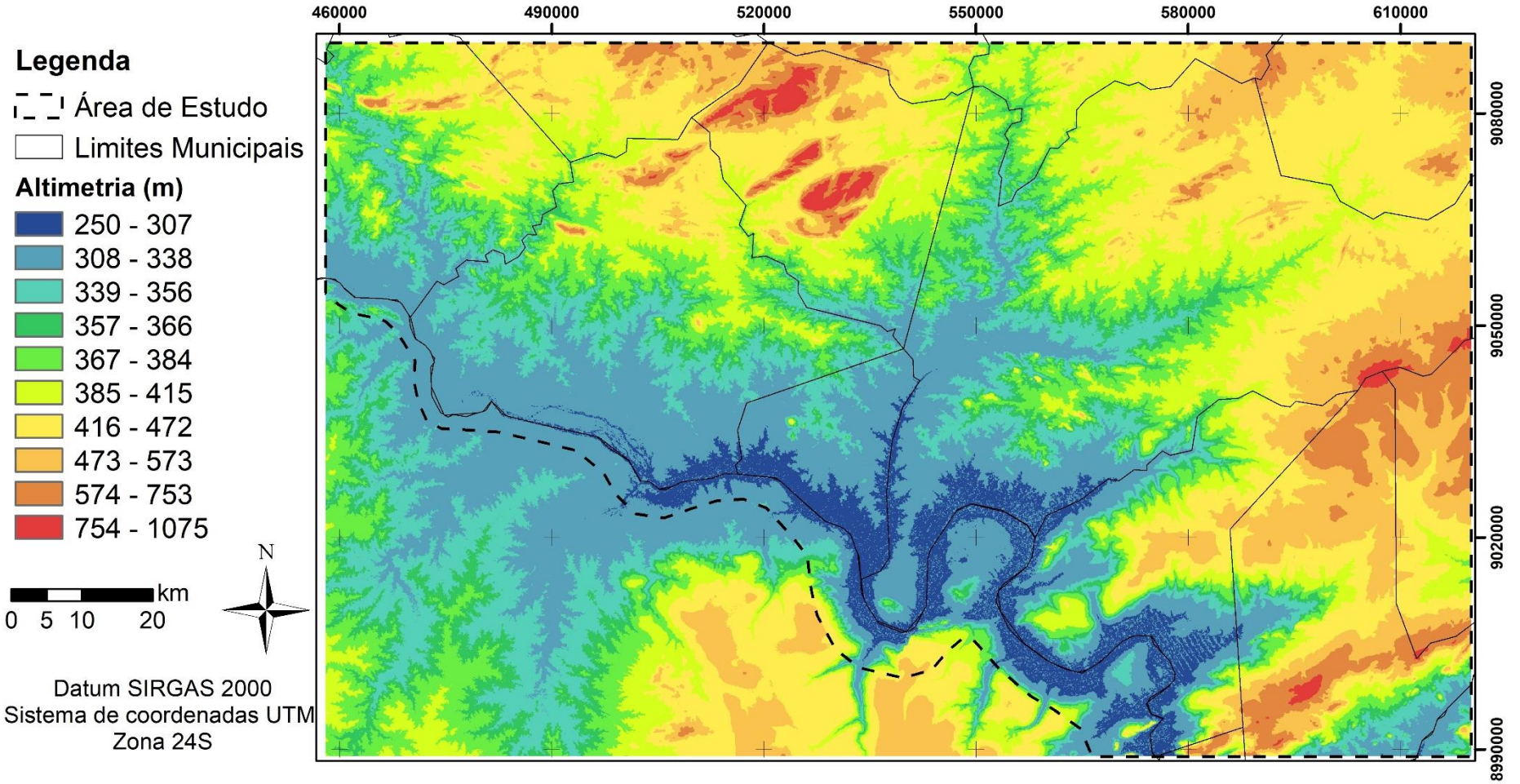
km
0 5 10 20

Datum SIRGAS 2000
Sistema de coordenadas UTM
Zona 24 Sul

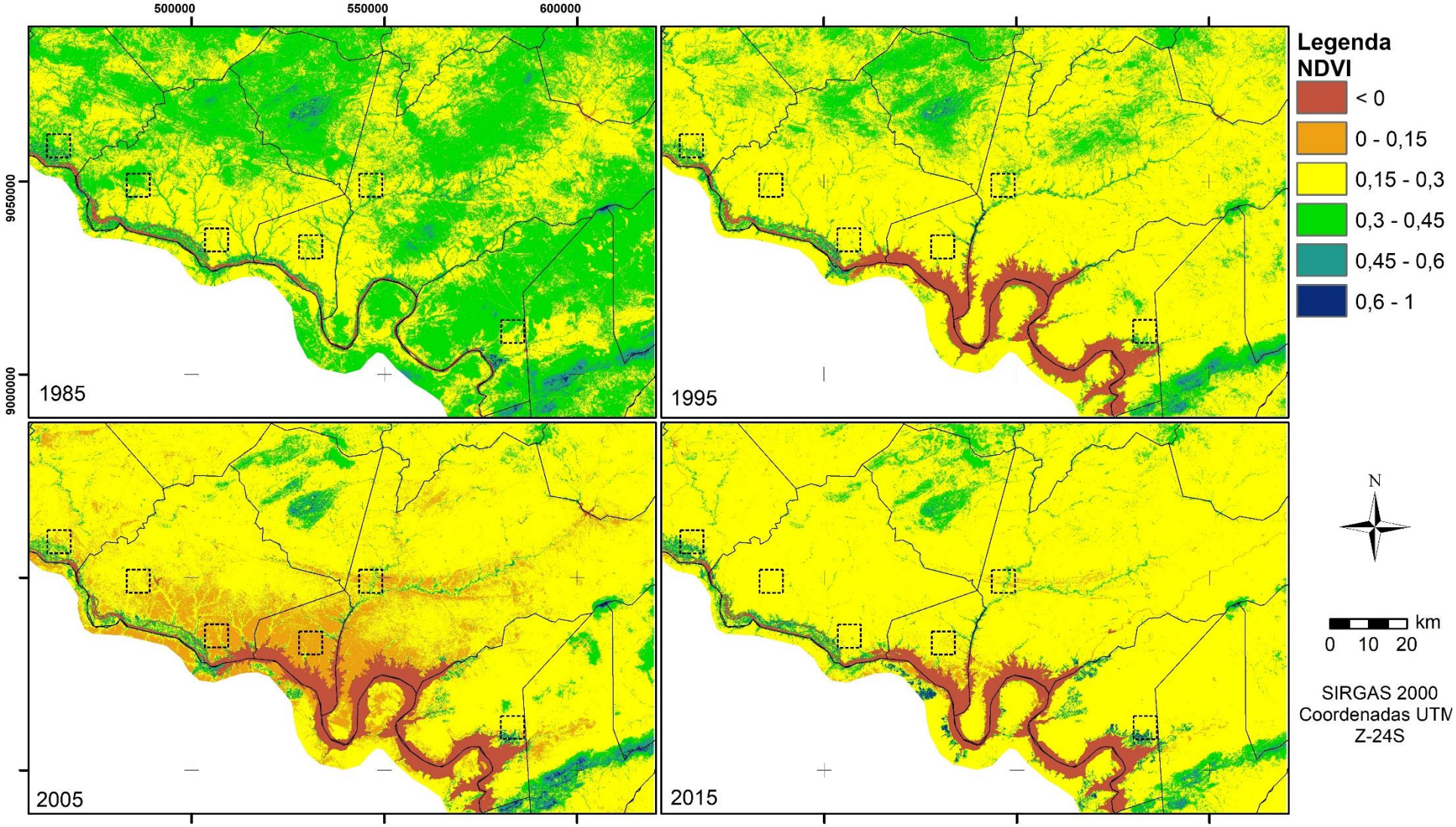
APÊNDICE F - Área de estudo e a localização das amostras de pixel



APÊNDICE G - Altimetria da área de estudo



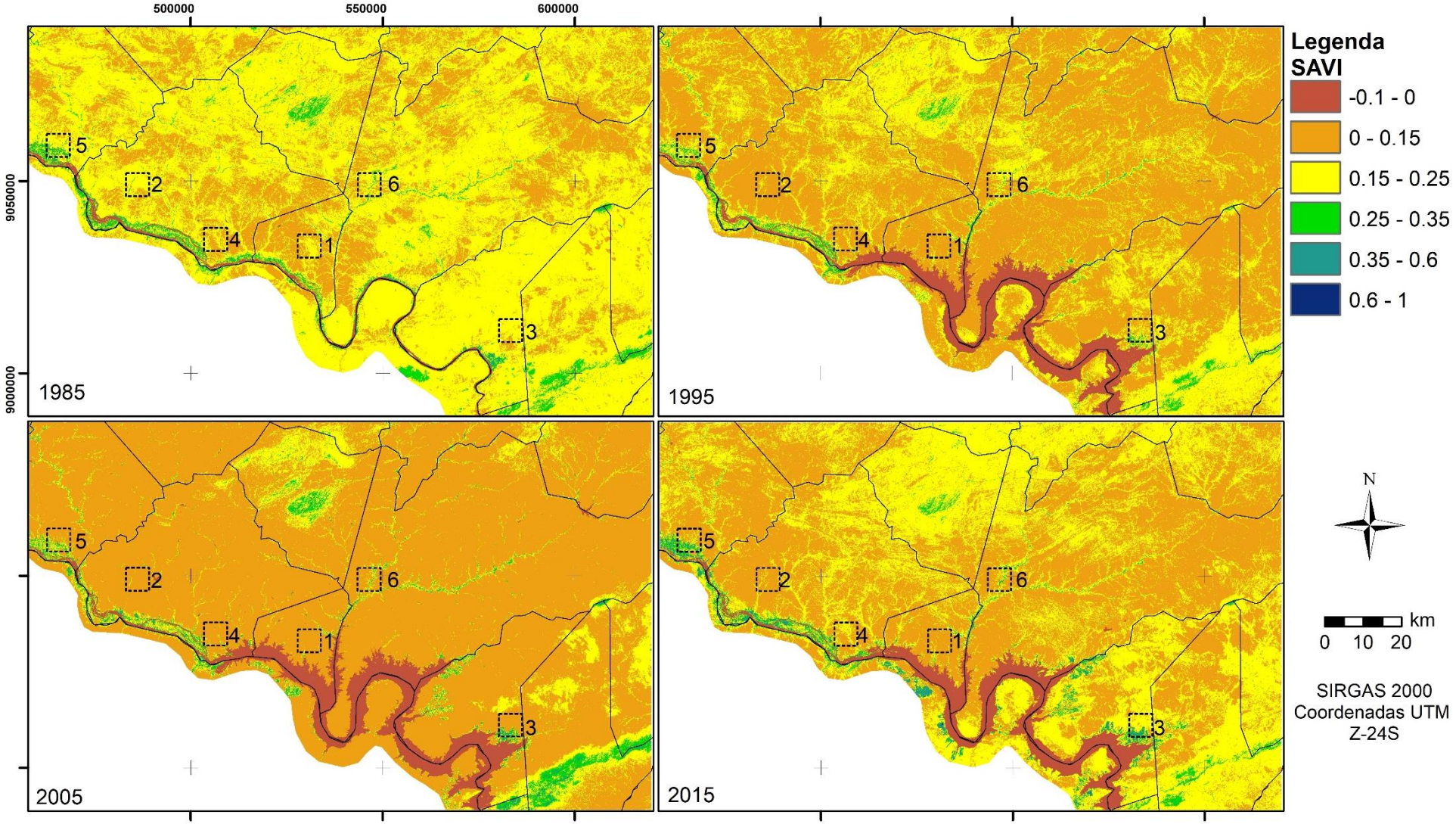
APÊNDICE H - Carta Georreferenciada do NDVI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Camila Maria Barros Teixeira - Eng. Agrimensora

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE

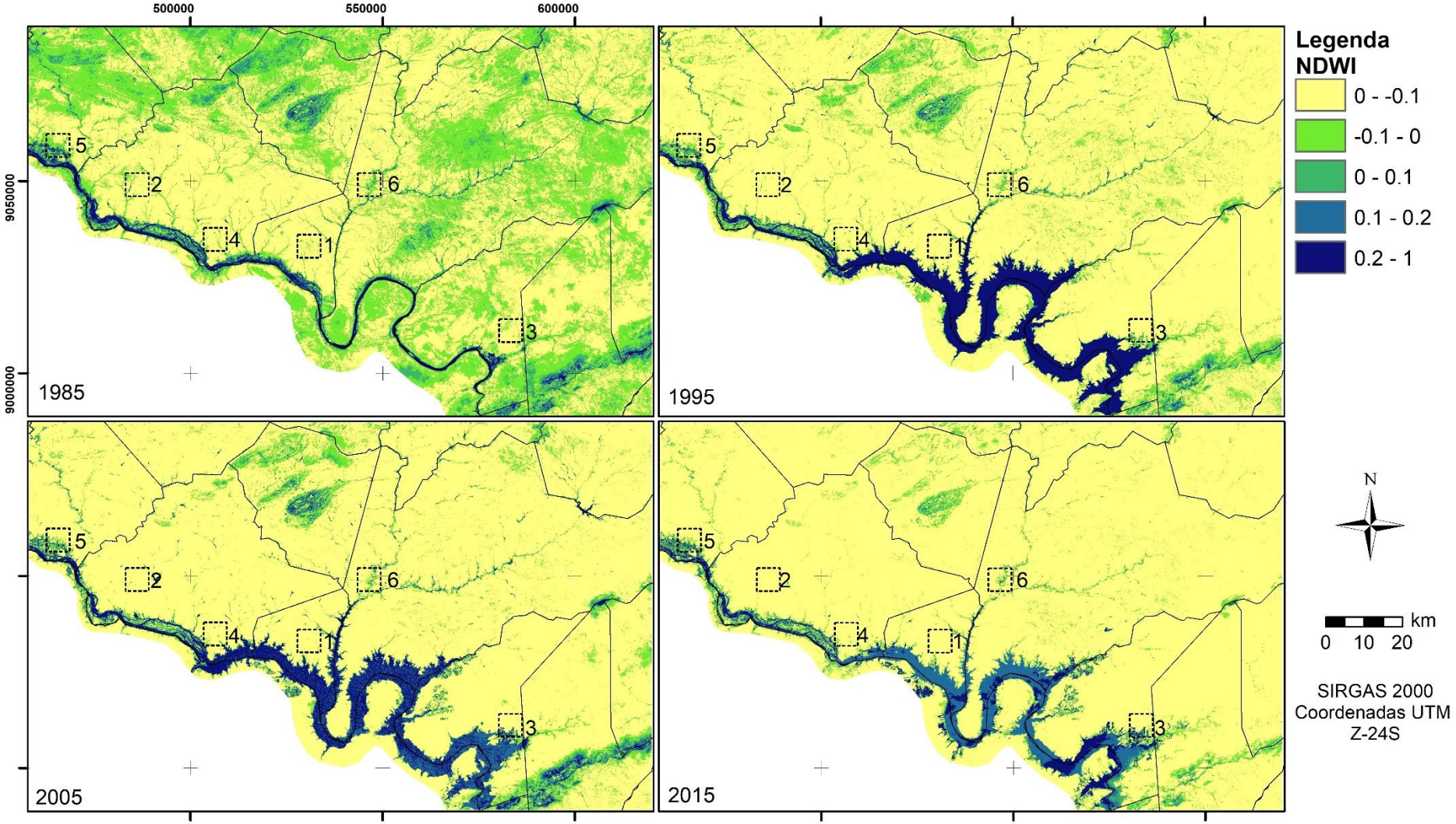
APÊNDICE I - Carta Georreferenciada do SAVI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Camila Maria Barros Teixeira - Eng. Agrimensora

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE

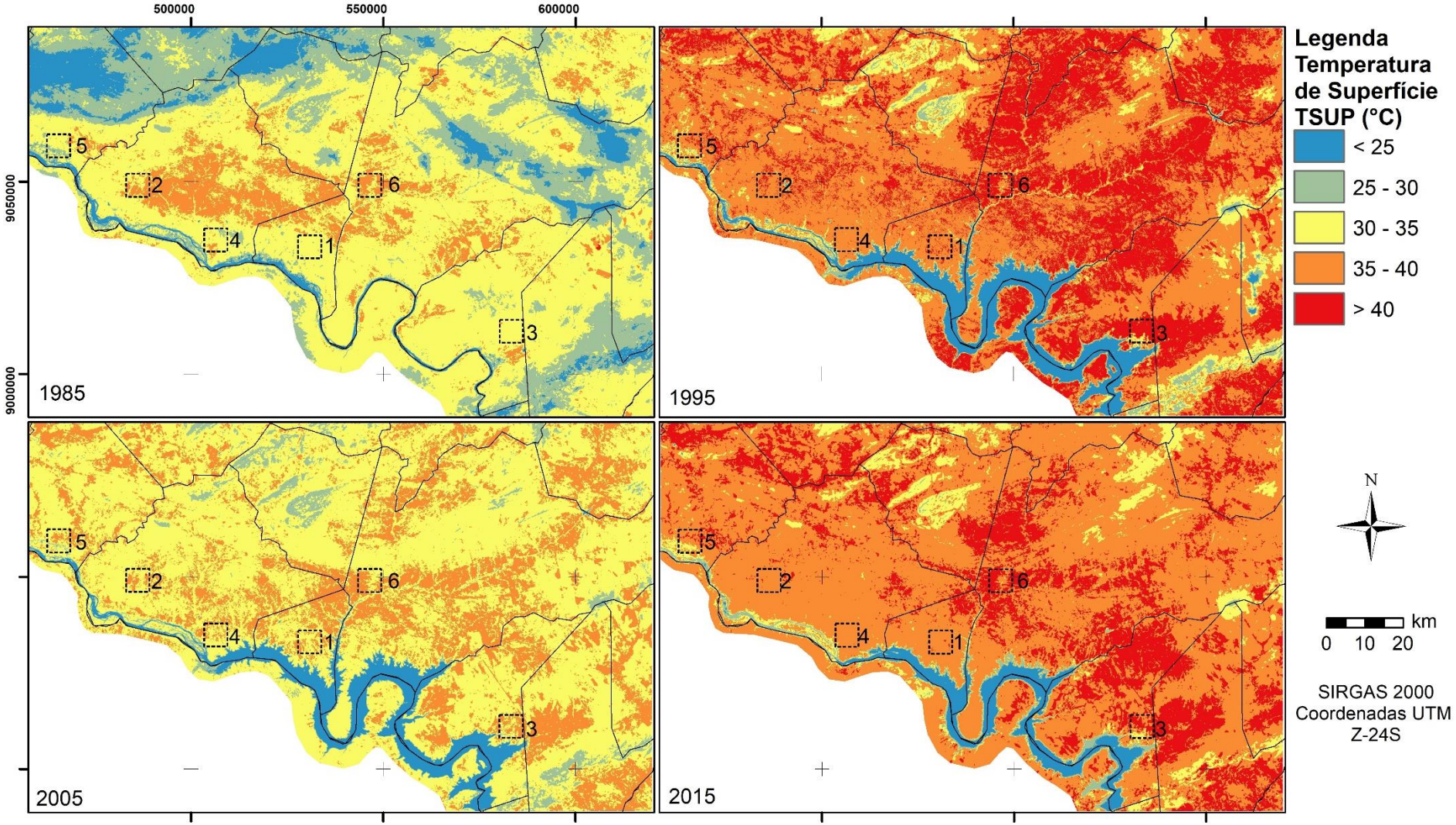
APÊNDICE J - Carta Georreferenciada do NDWI no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Camila Maria Barros Teixeira - Eng. Agrimensora

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE

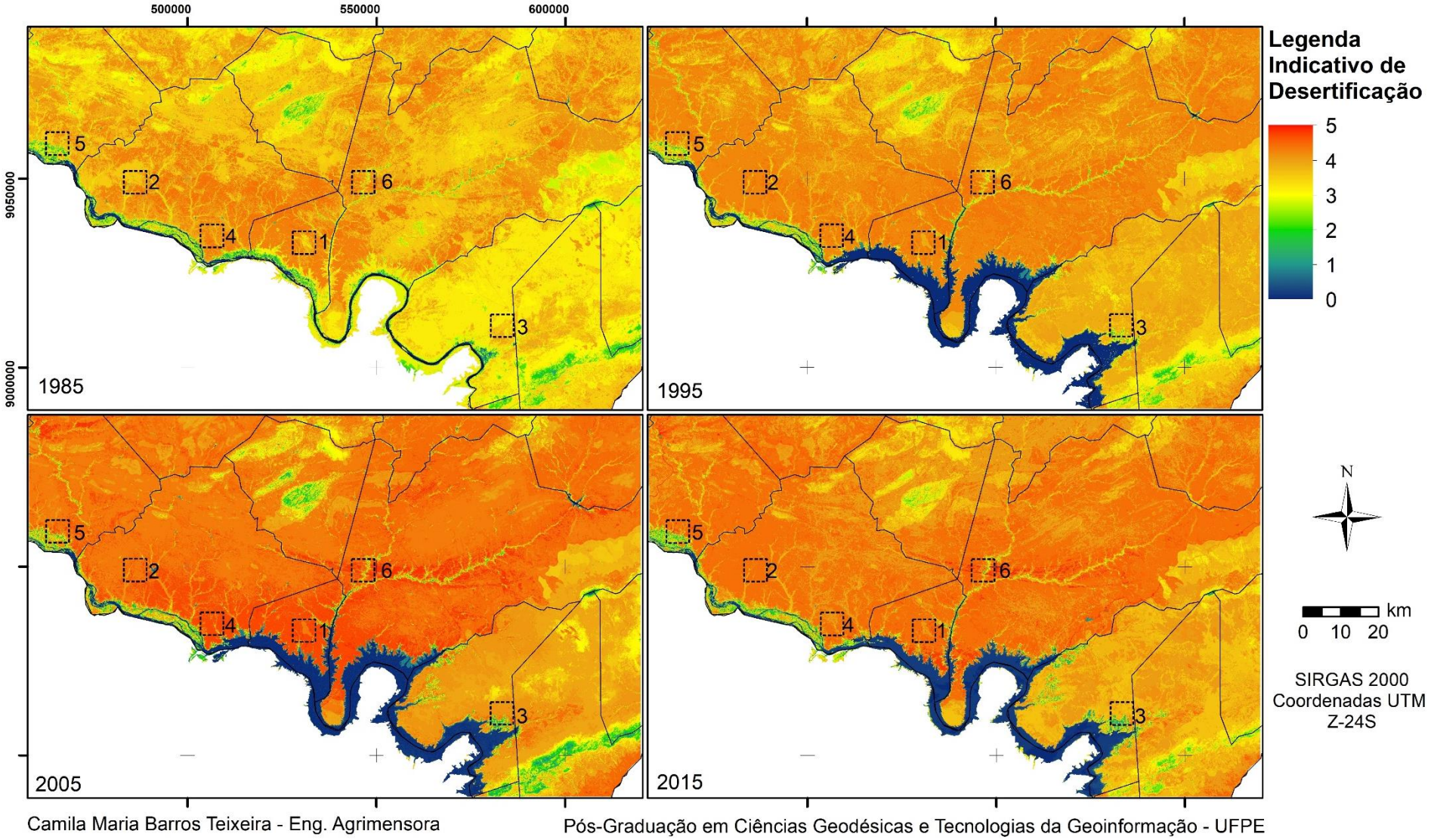
APÊNDICE K - Carta Georreferenciada da Temperatura de Superfície (Tsup) no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



Camila Maria Barros Teixeira - Eng. Agrimensora

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE

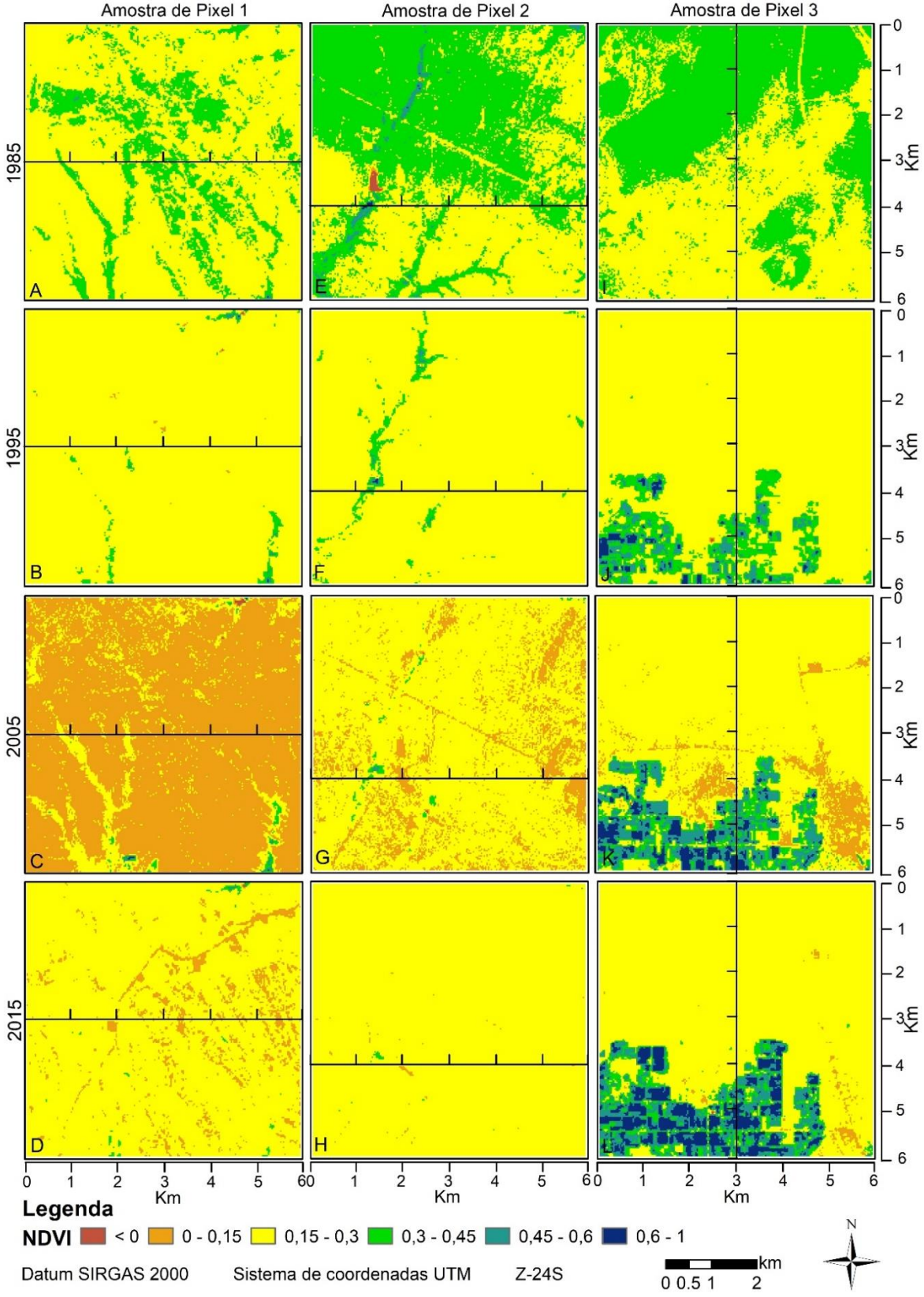
APÊNDICE L - Carta Georreferenciada do Indicativo de Desertificação no Núcleo de Cabrobó-PE e entorno, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



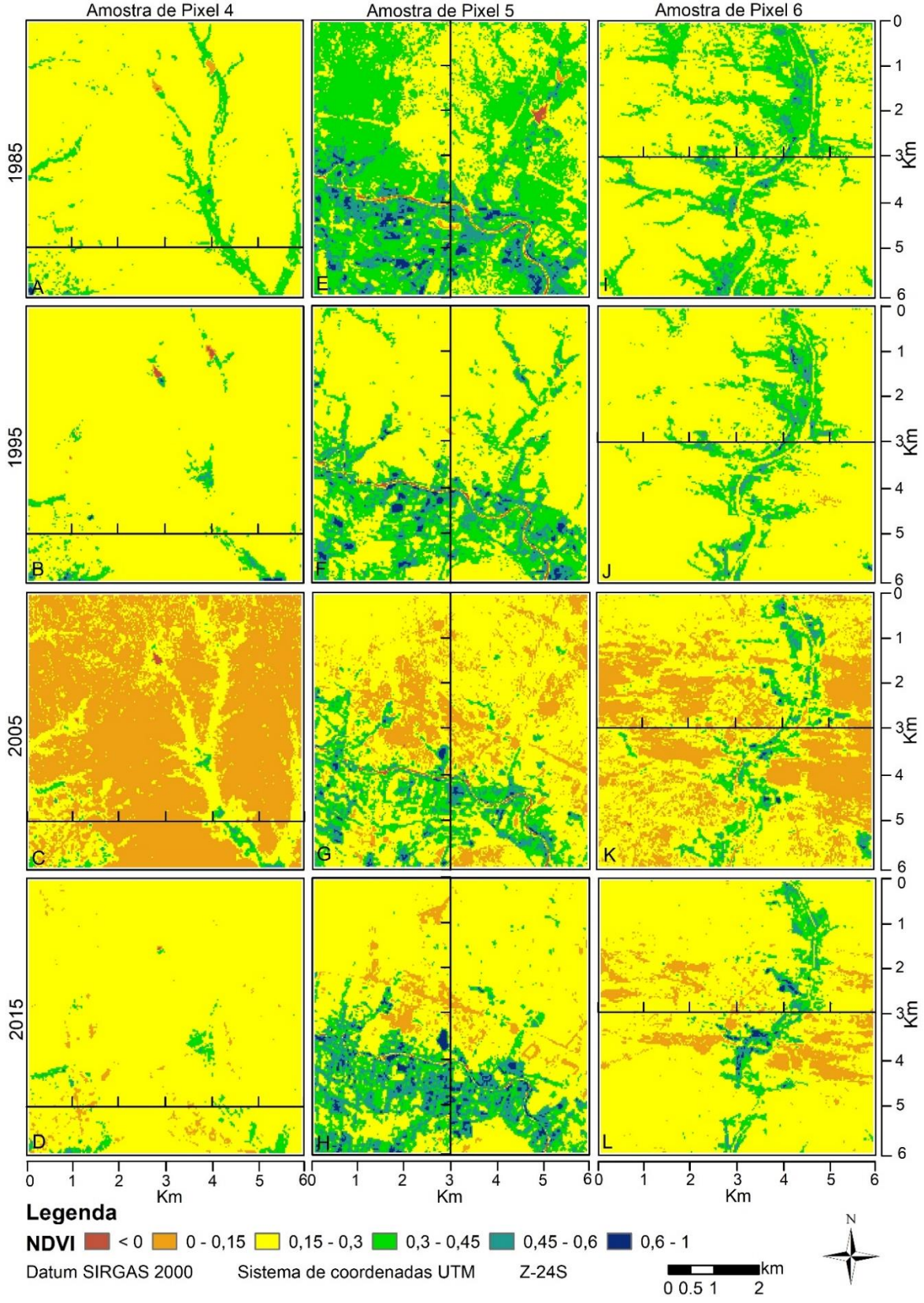
Camila Maria Barros Teixeira - Eng. Agrimensora

Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - UFPE

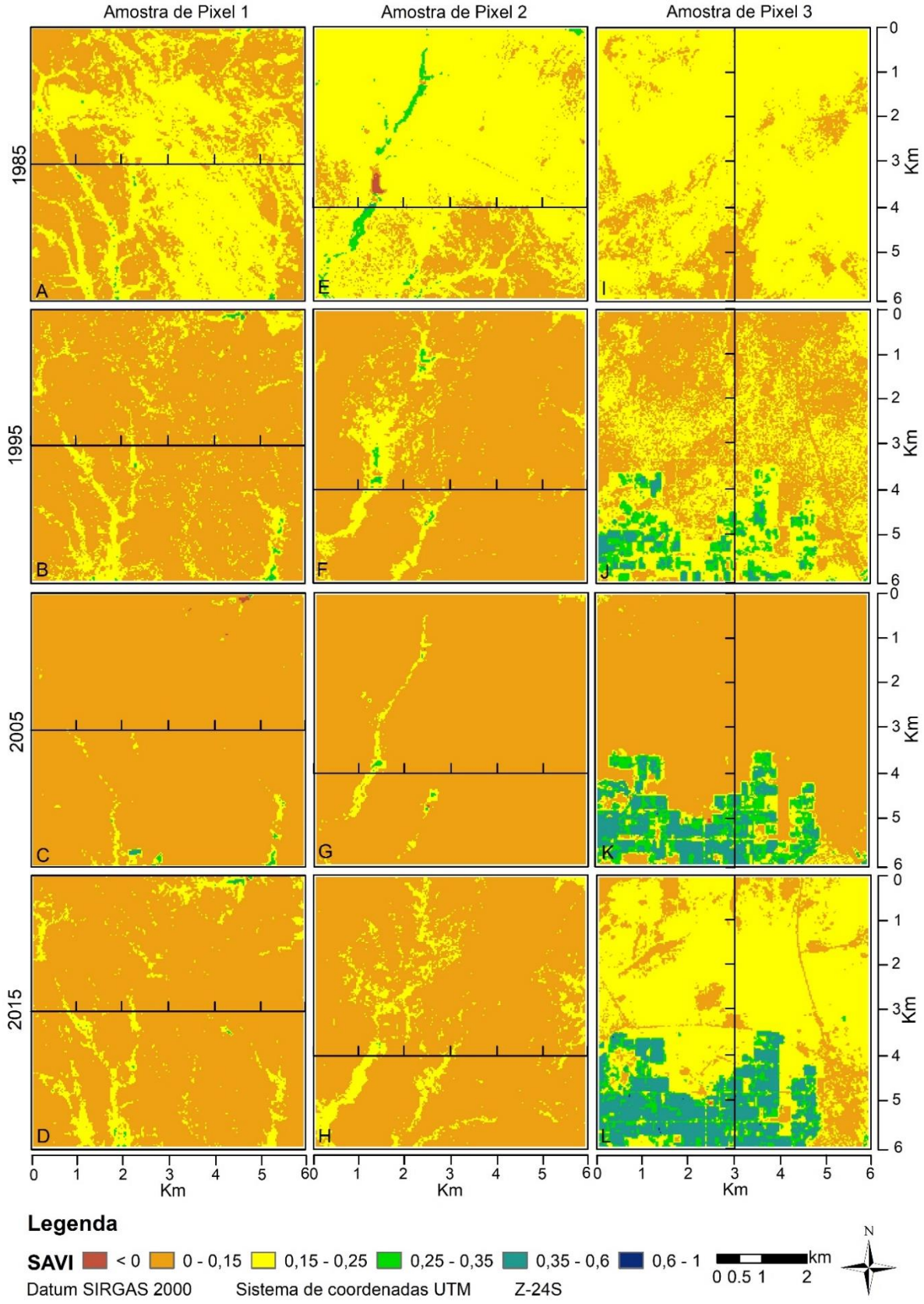
APÊNDICE M - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDVI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



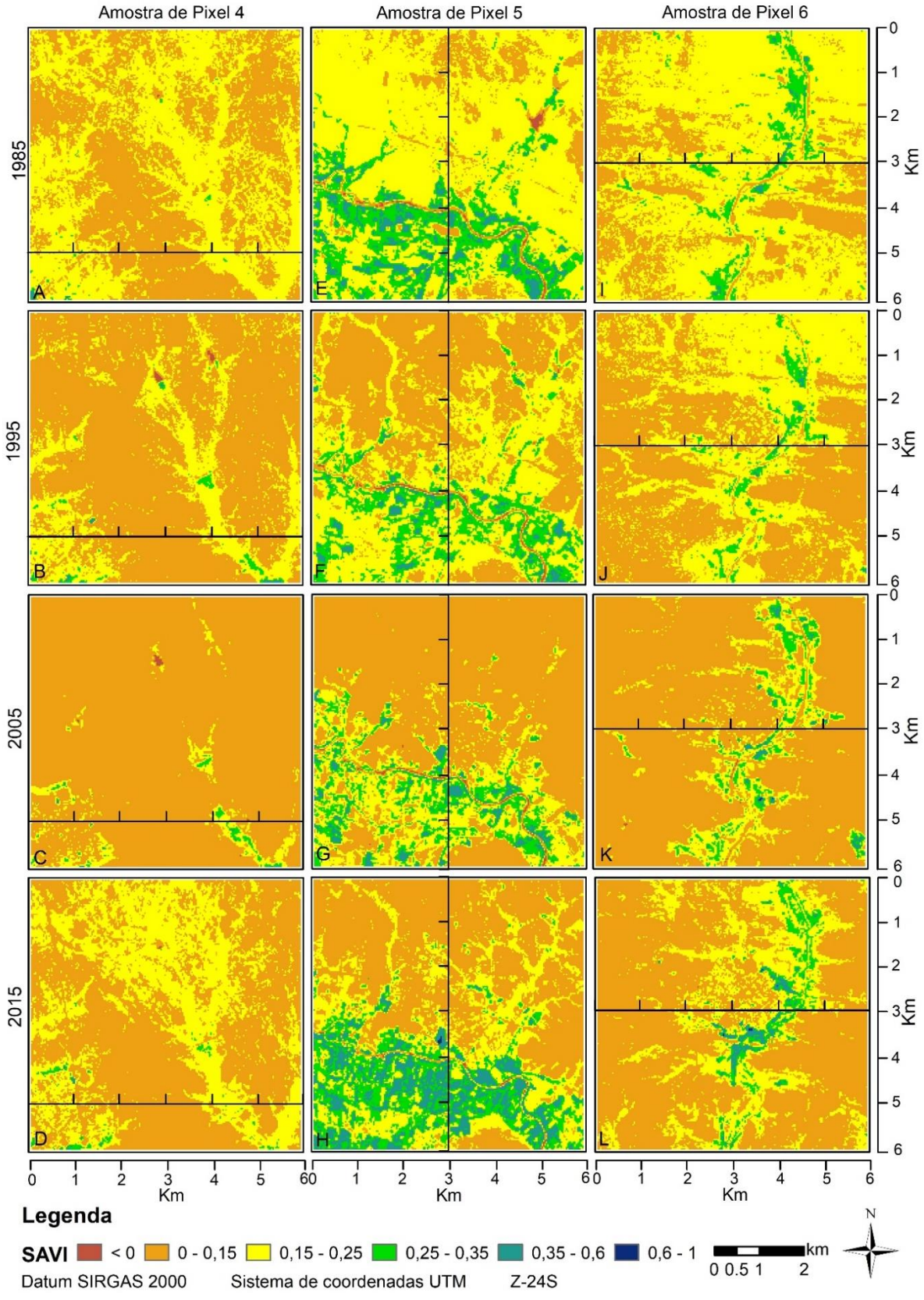
APÊNDICE N - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDVI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



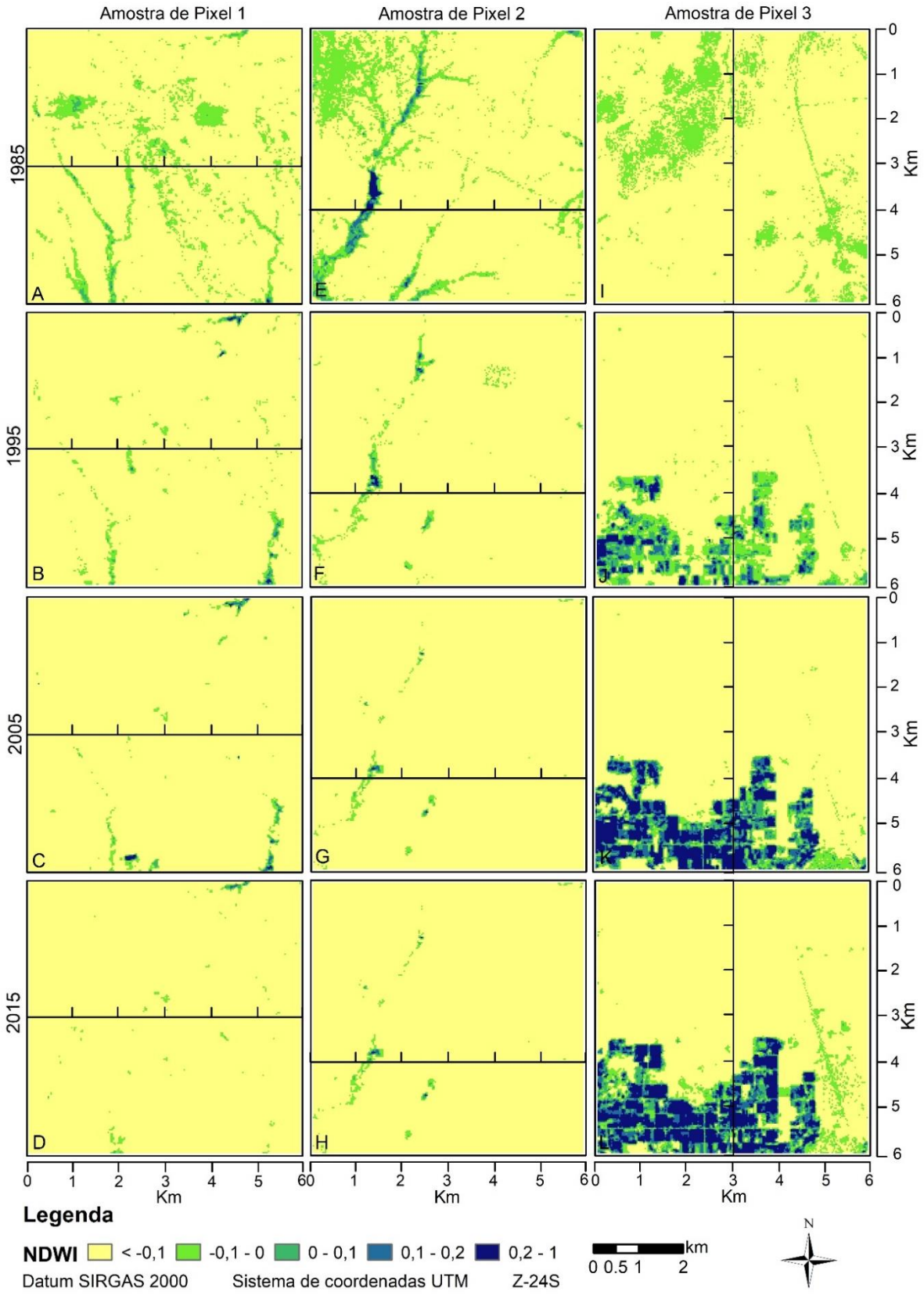
APÊNDICE O - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do SAVI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



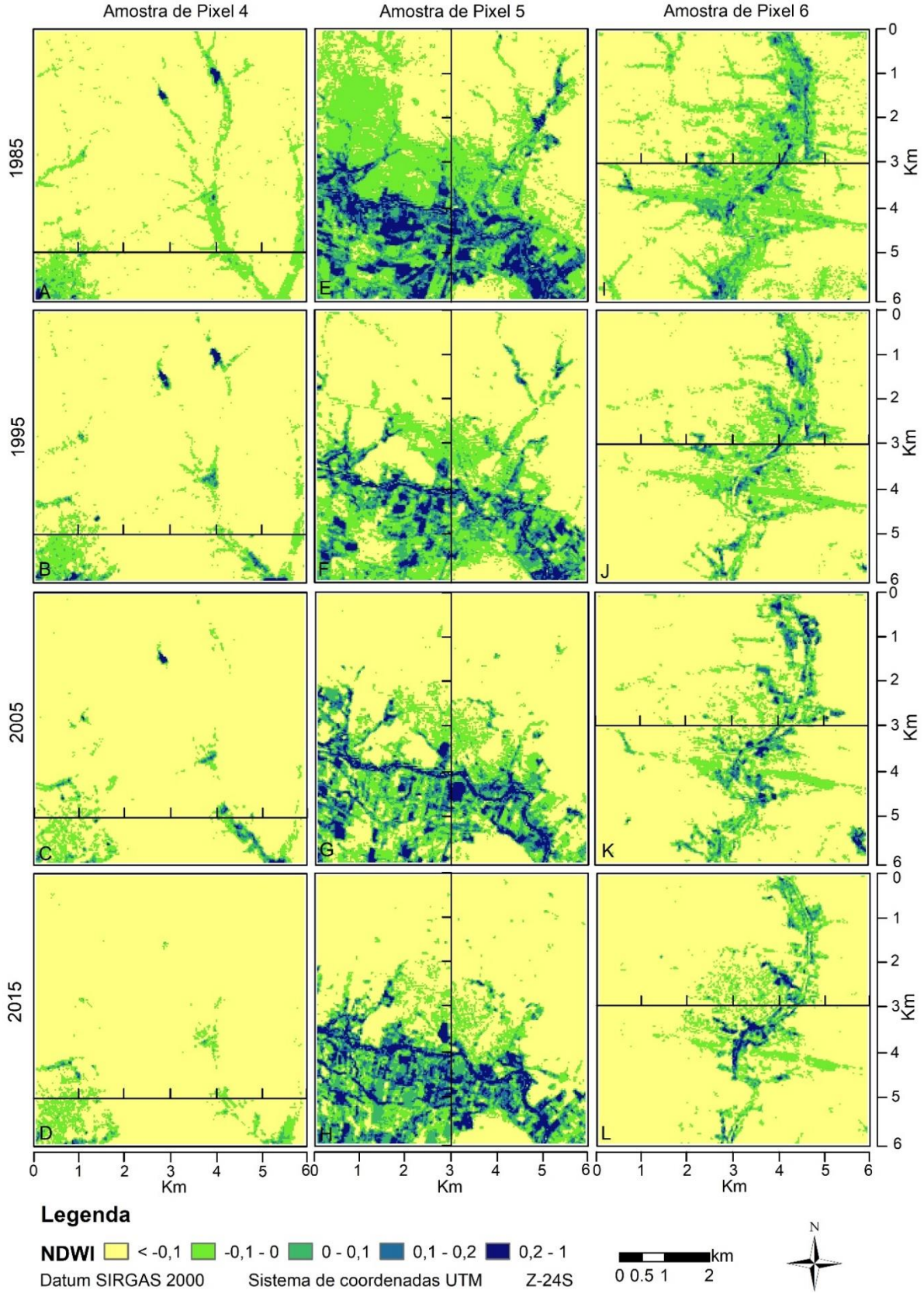
APÊNDICE P - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do SAVI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



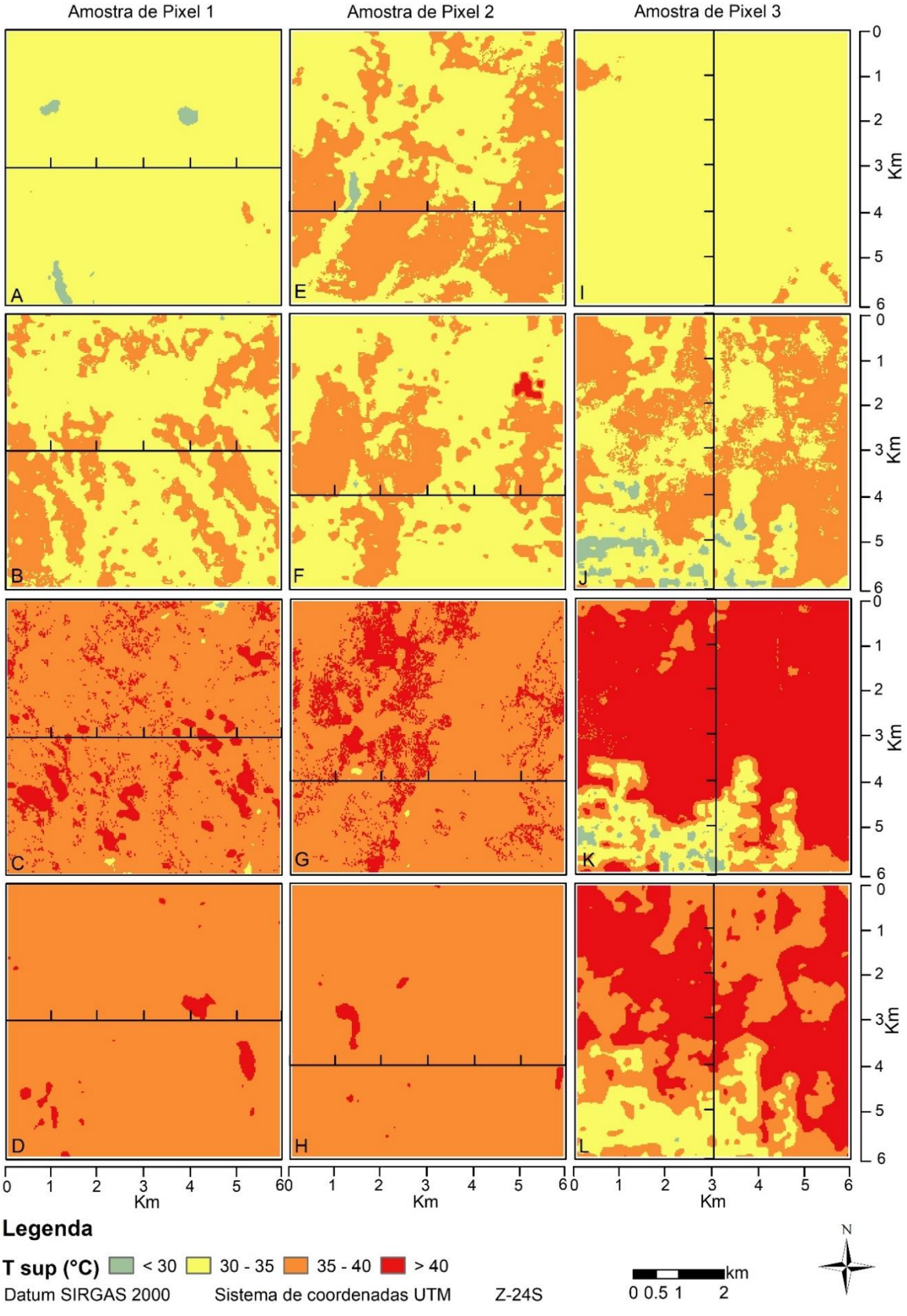
APÊNDICE Q - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDWI nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



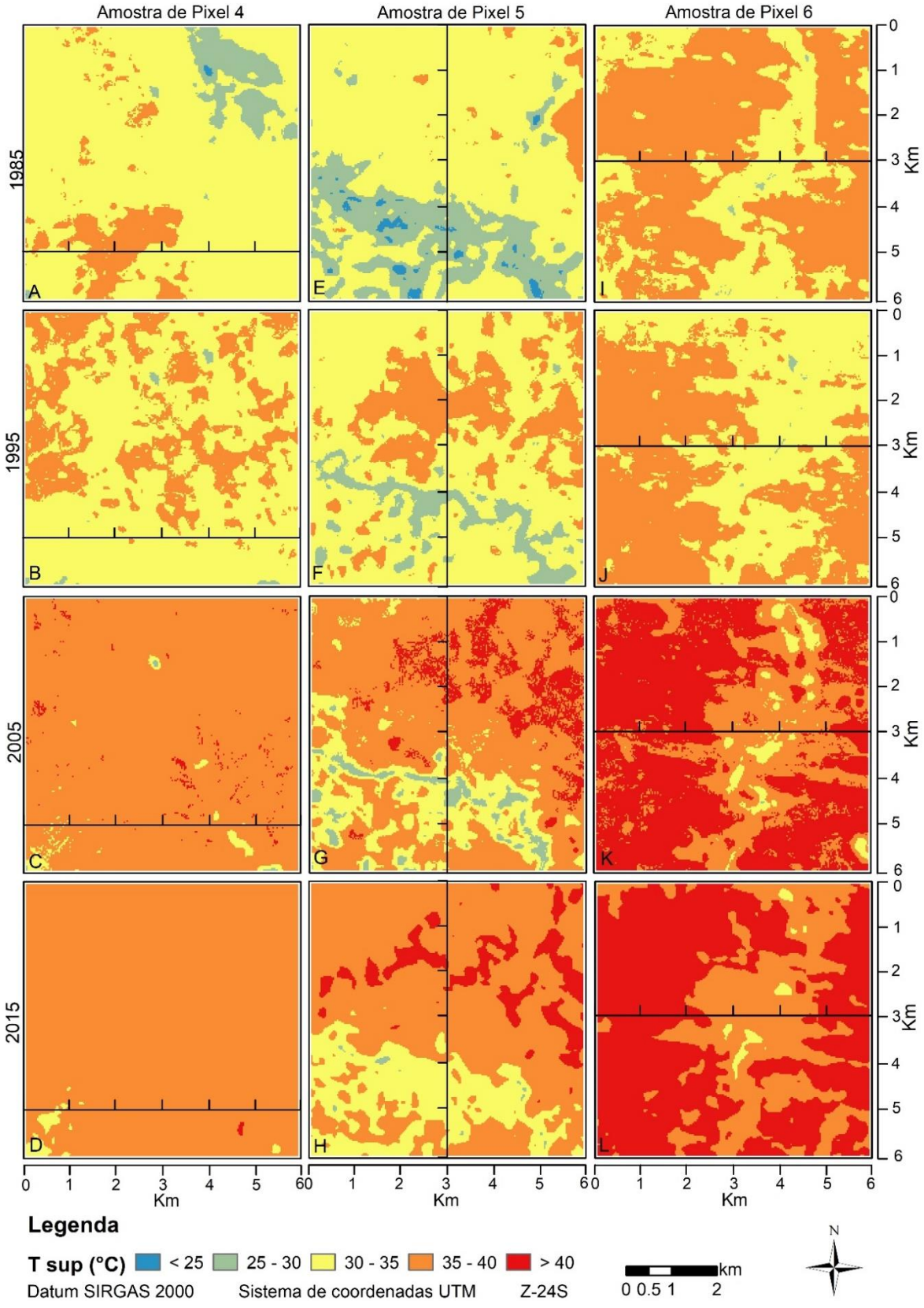
APÊNDICE R - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização do NDWI nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



APÊNDICE S - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização da Tsup nas Amostras de Pixel 1, 2 e 3, nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015

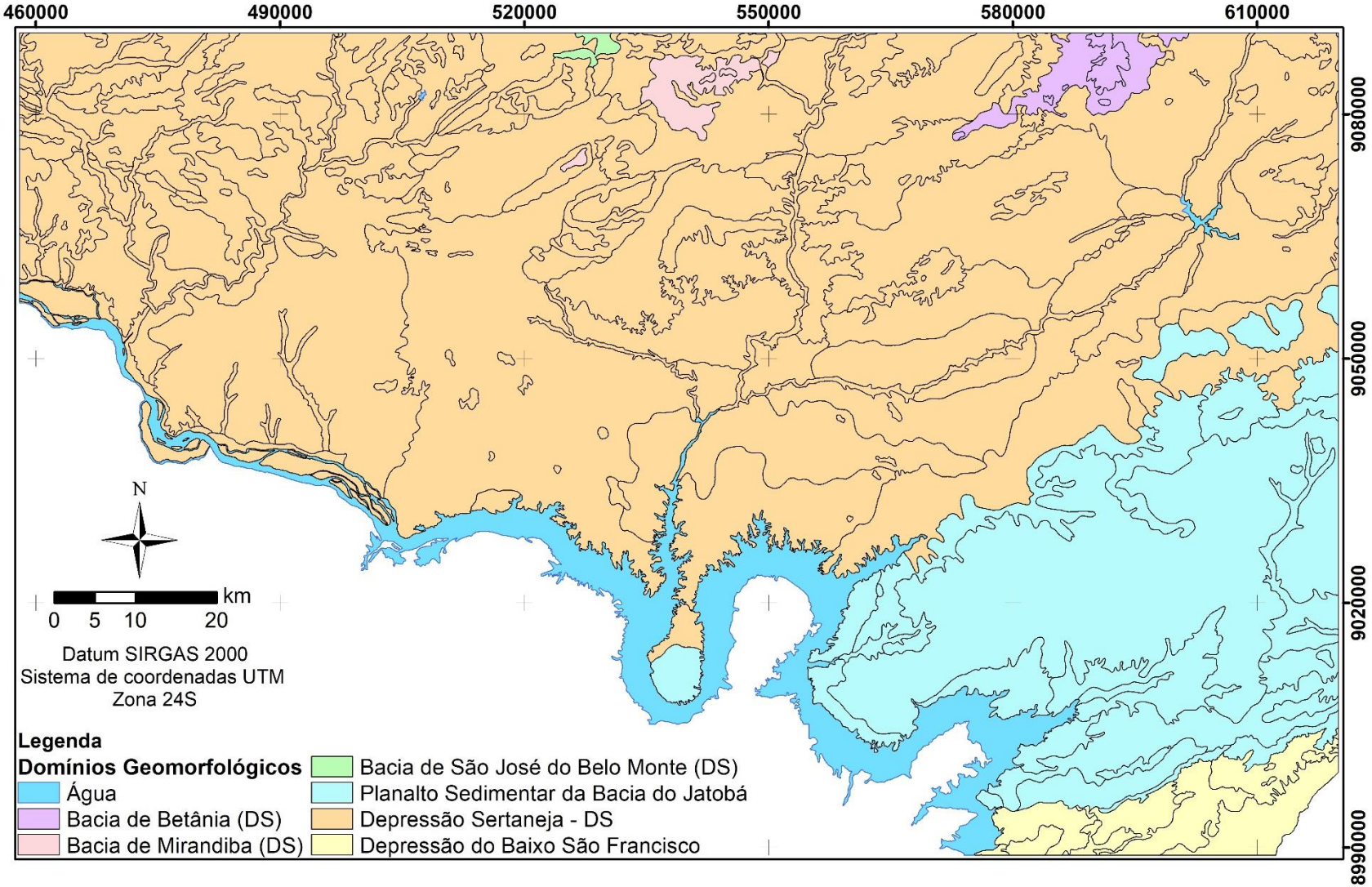


APÊNDICE T - Locação do Perfil Longitudinal e espacialização da Tsup nas Amostras de Pixel 4, 5 e 6 nos anos 1985, 1995, 2005 e 2015



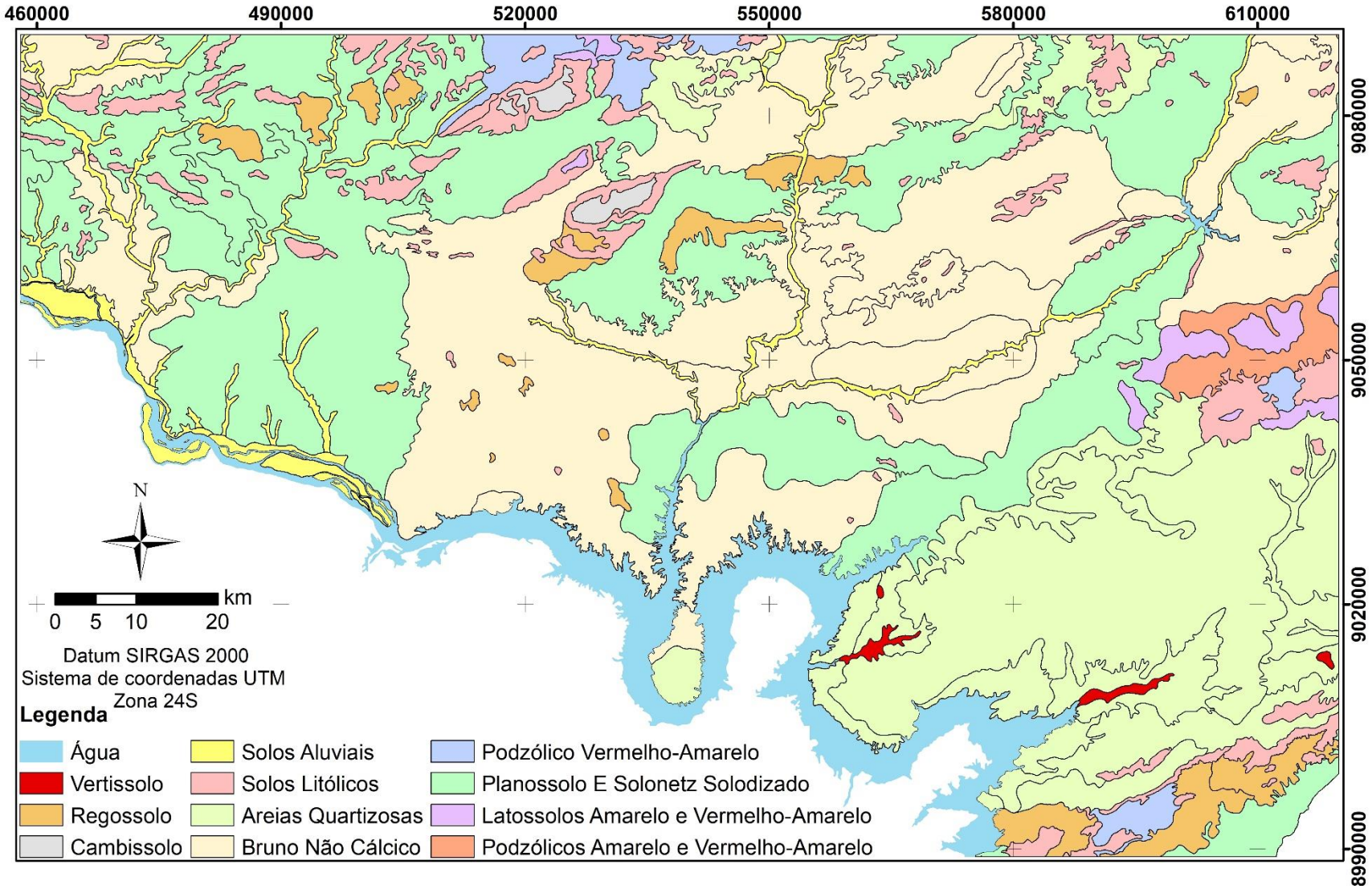
ANEXOS

ANEXO A - Domínios Geomorfológicos da Área de Estudo



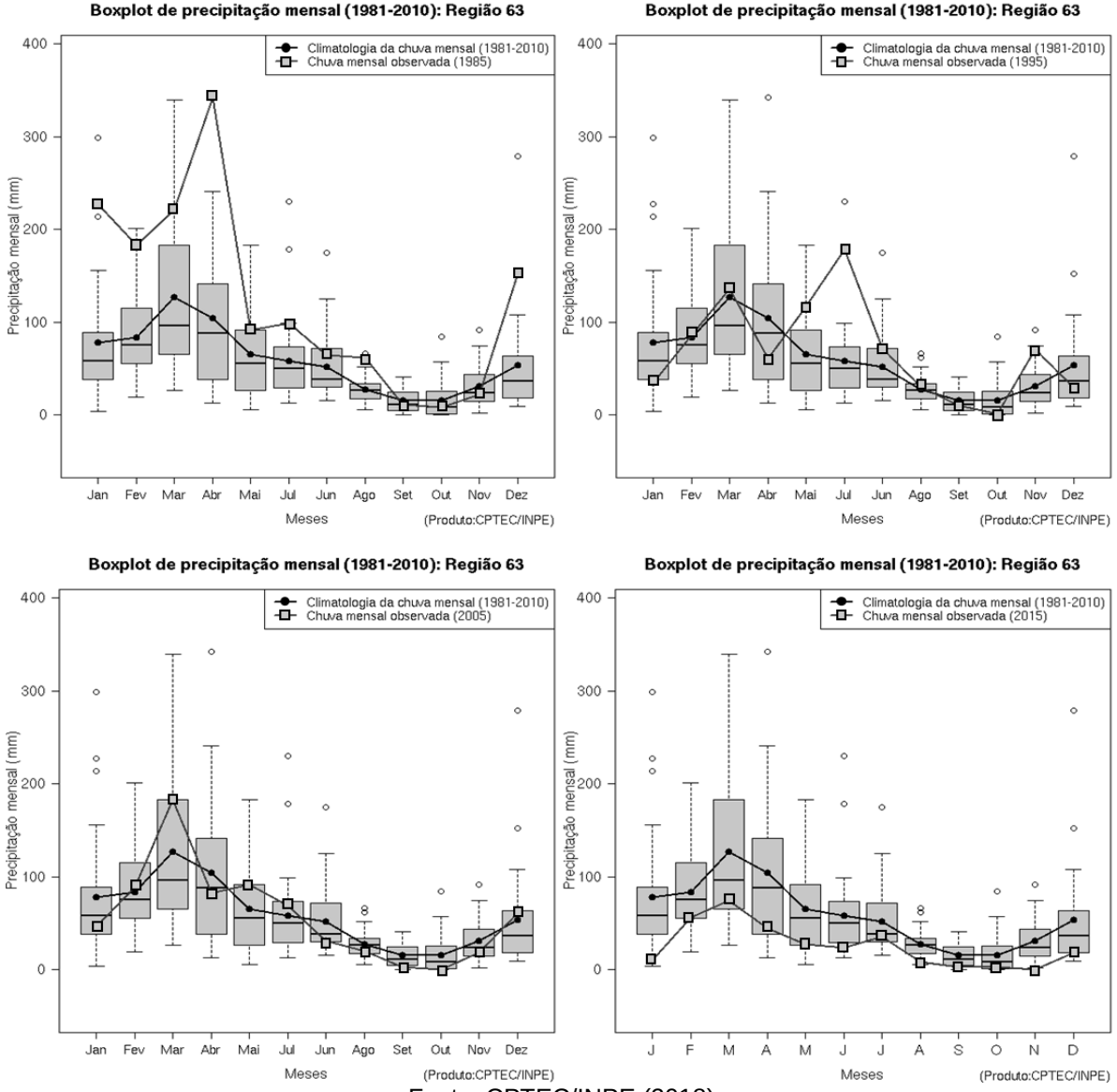
Fonte: Adaptado de EMBRAPA (2006) e Torres e Pfaltzgraff (2014)

ANEXO B - Pedologia da Área de Estudo



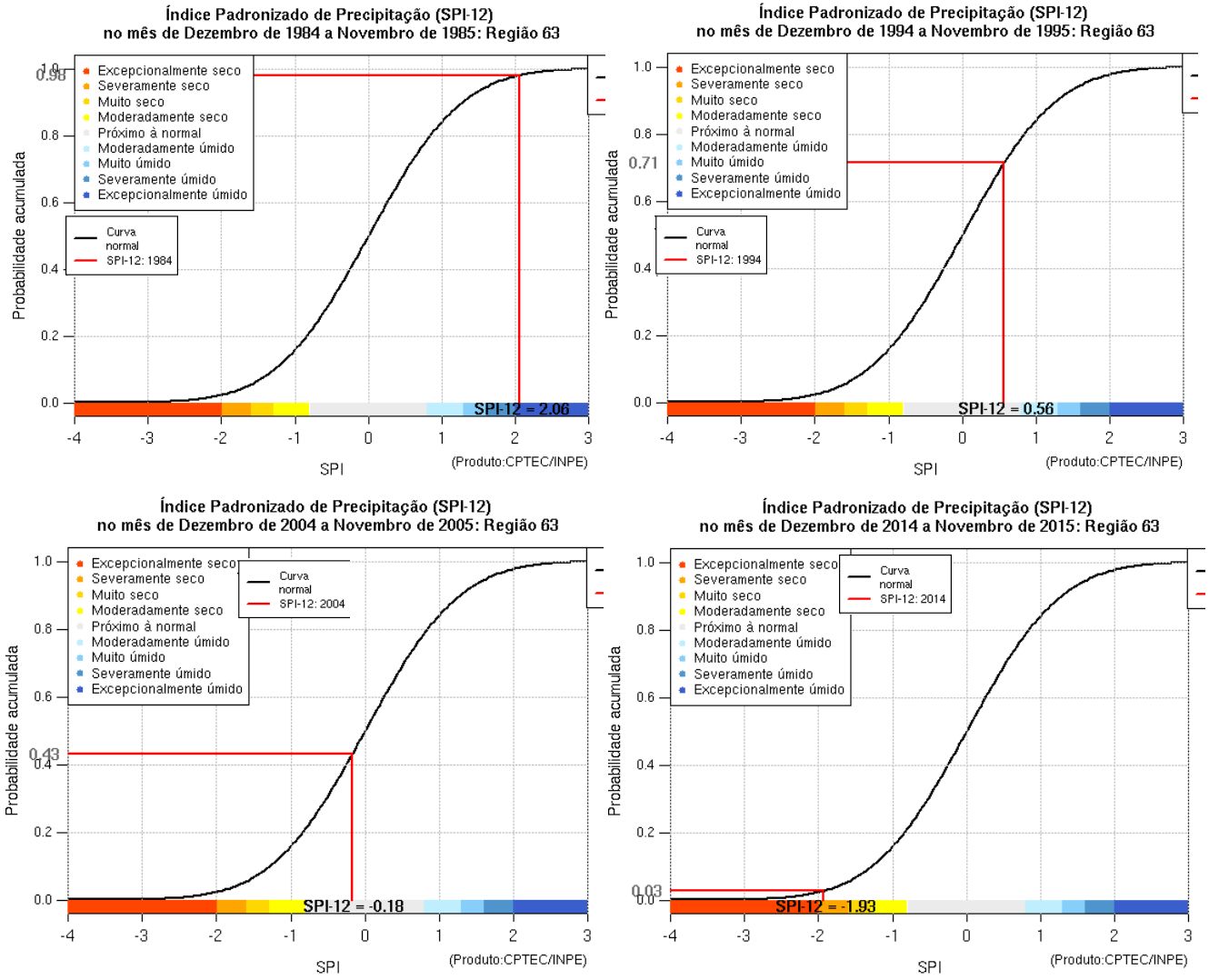
Fonte: Adaptado de EMBRAPA (2006)

ANEXO C - Boxplot da Precipitação Mensal dos Anos Estudados



Fonte: CPTEC/INPE (2018)

ANEXO D - Índice Padronizado de Precipitação (SPI) dos Anos Estudados



Fonte: CPTEC/INPE (2018)