



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

CAMILA DA SILVA DOURADO

**ÁREAS DE RISCO DE DESERTIFICAÇÃO: CENÁRIOS
ATUAIS E FUTUROS FRENTE ÀS MUDANÇAS
CLIMÁTICAS**

CAMPINAS

2017

CAMILA DA SILVA DOURADO

**ÁREAS DE RISCO DE DESERTIFICAÇÃO: CENÁRIOS
ATUAIS E FUTUROS FRENTE ÀS MUDANÇAS
CLIMÁTICAS**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Doutora em Engenharia Agrícola, na área de concentração Água e Solo.

Orientador: Prof. Dr. Stanley Robson de Medeiros Oliveira

Coorientadora: Dr.^a Ana Maria Heuminski de Avila

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE DEFENDIDA PELA ALUNA CAMILA DA SILVA DOURADO, ORIENTADA PELO PROF. DR. STANLEY ROBSON DE MEDEIROS OLIVEIRA E COORIENTADA PELA DR.^a ANA MARIA HEUMINSKI DE AVILA.

CAMPINAS

2017

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CAPES, 1235565

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

D748a Dourado, Camila da Silva, 1982-
Áreas de risco de desertificação cenários atuais e futuros frente às mudanças climáticas / Camila da Silva Dourado. – Campinas, SP : [s.n.], 2017.

Orientador: Stanley Robson de Medeiros Oliveira.
Coorientador: Ana Maria Heuminski de Avila.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola.

1. Áreas degradadas. 2. Geotecnologias. 3. Imagem de satélite. 4. Mineração de dados. 5. Mudanças climáticas. I. Oliveira, Stanley Robson de Medeiros. II. Avila, Ana Maria Heuminski de. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Agrícola. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Desertification risk areas current and future scenarios toward climate change

Palavras-chave em inglês:

Degraded areas
Geotechnology
Satellite image
Mineração de dados
Climate changes

Área de concentração: Água e Solo

Titulação: Doutora em Engenharia Agrícola

Banca examinadora:

Stanley Robson de Medeiros Oliveira [Orientador]
Jurandir Zullo Junior
Claudia Bloisi Vaz Sampaio
Maria Fernanda Moura
Maria Ângela Fagnani

Data de defesa: 31-08-2017

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Agrícola

Este exemplar corresponde à redação final da **Tese de Doutorado** defendida por **Camila da Silva Dourado**, aprovada pela Comissão Julgadora em 31 de agosto de 2017, na Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas.

FEAGRI

Prof. Dr. Stanley Robson de Medeiros Oliveira – Presidente e Orientador

FEAGRI/UNICAMP

Prof. Dr. Jurandir Zullo Junior – Membro Titular

CEPAGRI/UNICAMP

Faculdade de Engenharia Agrícola Unicamp

Profa. Dra. Claudia Bloisi Vaz Sampaio – Membro Titular

Universidade Federal do Recôncavo Baiano/Cruz das Almas

Profa. Dra. Maria Fernanda Moura – Membro Titular

EMBRAPA-CNPTIA

Profa. Dra. Maria Ângela Fagnani – Membro Titular

FEAGRI/UNICAMP

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no processo de vida acadêmica da discente.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Estadual de Campinas por seis anos de vivências propulsoras de meu crescimento pessoal e profissional.

À CAPES pelo incentivo financeiro e concessão da bolsa de estudos.

Ao Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climáticas Aplicadas à Agricultura - CEPAGRI e à Embrapa Informática Agropecuária pela infraestrutura cedida e conhecimento compartilhado.

À Agência Nacional das Águas e Instituto Nacional de Meteorologia pelo fornecimento dos dados pluviométricos utilizados neste trabalho.

Ao Instituto do Meio Ambiente e Recursos Hídricos da Bahia e à Embrapa Solos pelo fornecimento de dados vetoriais de solos da Bahia.

À Embrapa Informática Agropecuária pelo fornecimento dos dados orbitais do sensor MODIS.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, em especial a Alexandre Barbosa, pelo conhecimento compartilhado em sensoriamento remoto.

Ao meu orientador, Prof. Dr. *Stanley Robson de Medeiros Oliveira*, pela orientação, pela confiança, dedicação, atenção e todo aprendizado vivenciado dia a dia.

À minha coorientadora, Dr^a. *Ana Maria Heuminski de Avila*, por compartilhar seus conhecimentos e pela dedicação.

Aos pesquisadores, funcionários e colegas do Cepagri – *Prof. Jurandir, Prof. Hilton, Priscila, Renata, Edilene, Claudir, Gustavo, Solange, Angélica, Andrea, Juliano, Michele, Aline, João Paulo e Waldenilza* pelo aprendizado coletivo, pela convivência e apoio nos momentos difíceis.

Aos pesquisadores da Embrapa CNPTIA, *Júlio Esquerdo e Daniel Vitória* pela gentileza em compartilhar o conhecimento em geoprocessamento.

Aos colegas, *Flávio e Agmon* pelas resoluções dos enigmas computacionais surgidos no desenvolvimento do trabalho.

À minha família, *Joanita (mainha), Ranulfo (painho, in memorian), Maria Augusta (voinha), Priscilla, Raphael e Gabriel (maninhos), Levi e Cecília (sobrinhos)*, por todo apoio e amor de perto e de longe.

À amiga/irmã, *Érika (Blue)*, por ser minha família em Campinas, pela amizade em crescimento, por cada momento juntas de muita alegria, construções / desconstruções e ressignificações.

Aos amigos, *Esdras (Magadan), Guilherme, Luna, João e Cyntia*, pelo apoio durante o doutorado e amizade que levarei para vida toda.

Aos amigos/ irmãos, *Gabriel, Diego e Thiago*, por todo apoio, aventuras e risos que alegraram e confortaram meu coração.

À minha amiga *Cláudia Bloisi*, pelo apoio em minha vida profissional, pelas inúmeras palavras de incentivo e pela torcida contagiante.

Aos funcionários da secretaria da Pós-graduação da FEAGRI: *Rita, Fábio e Cláudio*, pela atenção e presteza.

RESUMO

A agricultura mundial tem como meta alimentar nove bilhões de pessoas até 2050, e a transformação de terras agricultáveis em terras improdutivas, devido ao fenômeno da desertificação, aparece como um desafio para diversos setores socioeconômicos e ambientais, principalmente para o setor agrícola. Neste contexto, o objetivo deste trabalho é identificar áreas com potencial de risco de desertificação no estado da Bahia para um cenário de clima presente e avaliar se as projeções dos cenários de mudanças climáticas influenciam na condição espaçotemporal dessas áreas. Para isto, foram utilizados sete indicadores biofísicos de desertificação, a saber: índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI, *sigla em inglês*) e índice de vegetação realçado (EVI, *sigla em inglês*) ambos gerados pelo sensor MODIS; índice de aridez; dados de solo; precipitação; temperatura e evapotranspiração. Foram utilizados dois cenários de períodos temporais distintos, o cenário de clima presente abrangendo os anos de 2000 a 2014, e o cenário de clima futuro para o período de 2021 a 2050. Para elaboração dos mapas climáticos foi aplicado o método geoestatístico Krigagem Bayesiana Empírica. Foram elaborados mapas de Modelo de Elevação Digital, Declividade e Classificação do Solo, com o intuito de gerar um mapa de Fragilidade do Solo, o qual foi utilizado como indicador contendo as características edáficas da região. A partir do “empilhamento” das imagens dos sete indicadores de desertificação foi aplicada a tarefa classificação, por meio do algoritmo Máquinas de Vetores Suporte (SVM, *sigla em inglês*) na imagem produto, definindo quatro níveis de risco de desertificação: “muito alto”, “alto”, “moderado” e “baixo”. Para validação da classificação foram utilizadas imagens de alta resolução do satélite RapidEye. Os resultados mostraram que no ano de 2014 houve uma diminuição na precipitação e nas áreas de cobertura vegetal em relação ao ano de 2000, bem como um aumento no índice de aridez e nas áreas de risco de desertificação. No cenário futuro, houve um aumento de temperatura de aproximadamente 1 °C e diminuição da precipitação em relação ao clima presente. O índice de aridez aponta um aumento nas áreas áridas para o clima futuro, e uma expansão nas áreas de risco de desertificação, principalmente nas áreas de risco “muito alto” e “alto”. As mesorregiões que expandiram as áreas de desertificação são os maiores polos da agricultura do estado da Bahia, sendo necessária uma análise mais profunda sobre a desertificação nessas áreas.

Palavras Chave: Áreas degradadas; geotecnologias; imagem de satélite; mineração de dados; mudanças climáticas.

ABSTRACT

Global agriculture aims to feed nine billion people by 2050 and the transformation of arable land into unproductive lands, due to the phenomenon of desertification, appears as a challenge for many socioeconomic and environmental sectors, especially for the agricultural sector. In this context, the objective of this work is to identify areas with desertification in Bahia state potential risk for a present climate scenario and to evaluate if the projections of climate change scenarios influence the space - time condition of these areas. To do so, seven biophysical indicators of desertification were used, namely: normalized difference vegetation index (NDVI) and enhanced vegetation index (EVI), both generated by the MODIS sensor; index of aridity; soil data; precipitation; temperature and evapotranspiration. Two scenarios were used from different time periods, to wit: the present climate scenario covering the years from 2000 to 2014, and the future climate scenario from 2021 to 2050. For the elaboration of the climatic maps, the empirical Bayesian Kriging method was applied. The models of Elevation Typing, Declivity and Soil Classification were elaborated with the purpose of generating a Soil Fragility map, which was used as an indicator containing the edaphic characteristics of the region. From the “stacking” of the images related to the seven indicators of desertification the classification task was applied through the Support Vector Machines (SVM) algorithm in the product image, defining four levels of desertification risk, to wit: "very high", "high", "moderate" and "low". For the validation of the classification model, high resolution images of the RapidEye satellite were used. The results showed that in the year 2014 there was a decrease in precipitation, and in the areas of vegetation cover in relation to the year 2000 as well as an increase in the aridity index and in the areas of risk of desertification, mainly in the class of risk "very high". In the future scenario, the results revealed an increase in temperature of approximately 1 ° C and a decrease in precipitation in relation to the present climate. The aridity index indicates an increase in arid areas for the future climate, and an expansion in the areas of desertification risk, especially in the areas of "very high" and "moderate" risk. The mesoregions that expanded desertification areas are the largest poles of agriculture in the state of Bahia, and a more in-depth analysis of desertification in these areas is needed.

Keywords: Degraded areas; geotechnology; satellite image; data mining; climate changes.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Mapa Global da Vulnerabilidade à Desertificação	24
Figura 2. Áreas Susceptíveis à Desertificação no Brasil	25
Figura 3. Áreas degradadas em processo de desertificação no Estado da Bahia.....	26
Figura 4. Destaque da área do Bioma Caatinga na Bahia	32
Figura 5. Domínio RCM incorporado em uma grelha GCM	36
Figura 6. Etapas do Processo do <i>Knowledge Discovery in Databases</i> - KDD.....	46
Figura 7. Esquema representativo da classificação por meio de SVM.	48
Figura 8. Mapa de localização da área de estudo	51
Figura 9. Mapa da Distribuição dos Ecossistemas da Bahia	52
Figura 10. Mapa do Relevo do Estado da Bahia	53
Figura 11. Mapa pluviométrico do estado da Bahia.	59
Figura 12. Precipitação média mensal dos <i>clusters</i> referente ao período de 1981 a 2010	60
Figura 13. Mapa de espacialização das estações meteorológicas da Bahia.....	62
Figura 14. Recortes MODIS H13V09, H13V10, H14V09 e H14V1 destacado em vermelho.	68
Figura 15. Interpolação dos dados de precipitação, com o método geoestatístico EBK.....	71
Figura 16. Pontos amostrais distribuídos no estado da Bahia para avaliação da acurácia da classificação.....	73
Figura 17. Mapa de Classificação dos solos da Bahia.....	76
Figura 18. Mapa de declividade da Bahia	79
Figura 19. Mapa de fragilidade do solo da Bahia.....	81
Figura 20 Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação NDVI dos meses de março e agosto de 2000.	83
Figura 21 Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação NDVI dos meses de março e agosto de 2014.	83
Figura 22. Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação EVI dos meses de março e agosto de 2000.	84
Figura 23. Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação EVI dos meses de março e agosto do ano de 2014.	85
Figura 24. Distribuição do NDVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de março.	86
Figura 25. Distribuição do NDVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de agosto.....	86
Figura 26. Distribuição do EVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de março.....	87

Figura 27. Distribuição do EVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de agosto.	87
Figura 28. Mapa pluviométrico da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2000.	88
Figura 29 Mapa pluviométrico da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2014.	89
Figura 30. Correlação linear de Pearson aplicada aos dados de temperatura observado x estimados.	90
Figura 31. Mapa de temperatura média da Bahia referente aos meses de março e agosto do período de 2000 a 2014.	93
Figura 32. Mapa de Evapotranspiração da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2000.	94
Figura 33. Mapa de Evapotranspiração da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2014.	94
Figura 34. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2000	95
Figura 35. Relação dos municípios com risco de desertificação.	96
Figura 36. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2000.	96
Figura 37. Relação dos municípios com risco de desertificação.	97
Figura 38. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2014.	97
Figura 39. Relação dos municípios com risco de desertificação no estado da Bahia.	98
Figura 40. Relação dos municípios com risco de desertificação no estado da Bahia.	99
Figura 41 Áreas de risco de desertificação referente aos meses de março e agosto de 2000.	101
Figura 42 Áreas de risco de desertificação referente aos meses de março e agosto de 2014.	103
Figura 43 Áreas de risco de desertificação mês de março de 2000.	106
Figura 44 Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2000	107
Figura 45 Áreas de risco de desertificação mês de março de 2014.	108
Figura 46 Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2014.	109
Figura 47. Mapa de precipitação referente ao clima futuro 2021 a 2050.	112
Figura 48. Distribuição da média acumulada da precipitação para o mês de março no estado da Bahia, referentes ao clima presente (2000 e 2014) e ao clima futuro (2021-2050) para o cenário MIROC5 8.5.	112

Figura 49. Distribuição da média acumulada da precipitação para o mês de agosto no estado da Bahia, referentes ao clima presente (2000 e 2014) e ao clima futuro (2021-2050) para o cenário MIROC5 8.5.	113
Figura 50. Mapa de temperatura referente ao clima futuro 2021 a 2050.	114
Figura 51. Distribuição da temperatura média para o mês de março no estado da Bahia, referentes ao clima presente (2000-2014), e ao clima futuro (2021-2050) para o cenário MIROC5 8.5.	114
Figura 52. Distribuição da temperatura média do mês de agosto no estado da Bahia, referentes ao clima presente (1961-1990),e ao clima futuro (2011-2040) para o cenário MIROC5 8.5.	115
Figura 53. Mapa de evapotranspiração referente ao clima futuro 2021 a 2050.	116
Figura 54. Mapa do índice de aridez referente ao clima futuro 2021 a 2050.	117
Figura 55. Relação dos municípios com risco de desertificação	117
Figura 56. Relação dos municípios com risco de desertificação	118
Figura 57. Áreas de risco de desertificação mês de março de 2021 – 2050.	119
Figura 58. Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2021 – 2050.	120
Figura 59. Áreas de risco de desertificação no Estado da Bahia referente aos anos de 2000, 2014 e 2021 a 2050, para os meses de março (a,b,c) e agosto (d,e,f).	122
Figura 60. Matriz de confusão para classificação da imagem do satélite MODIS.	123

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Sumário dos Caminhos de Concentração Representativos.....	39
Tabela 2. Características técnicas gerais do sensor MODIS.	42
Tabela 3. Especificações das camadas do MOD13Q1	43
Tabela 4. Principais Kernels utilizados nas SVMs.....	50
Tabela 5. Equações de regressão para estimativa de temperatura média mensal na Bahia.....	63
Tabela 6. Estações Meteorológicas da Bahia	64
Tabela 7. Interpretação dos valores do coeficiente de correlação	65
Tabela 8. Faixas climáticas relacionadas ao índice de aridez (IA).....	66
Tabela 9. Características técnicas gerais do satélite RapidEye.	69
Tabela 10. Níveis de desempenho da classificação para a interpretação de valores de Kappa obtidos.	75
Tabela 11. Níveis de risco de fragilidade do solo, com base na classe de solo, dos solos encontrados na Bahia.....	77
Tabela 12. Níveis de risco de desertificação segundo MATALLO JÚNIOR, 2001.	95
Tabela 13. Distribuição da área das classe de risco de desertificação no estado da Bahia, utilizando as variáveis solo, vegetação (NDVI, EVI).	102
Tabela 14. Distribuição da área das classe de risco de desertificação no estado da Bahia, utilizando as variáveis solo, vegetação (NDVI, EVI).	104
Tabela 15. Comparativo entre a distribuição das áreas de risco de desertificação do mês de março entre 2000 e 2014.	104
Tabela 16. Comparativo entre a distribuição das áreas de risco de desertificação do mês de agosto entre 2000 e 2014.	105
Tabela 17. Área das classes de risco de desertificação no estado da Bahia - com as variáveis: solo, vegetação (NDVI, EVI), precipitação, temperatura, evapotranspiração e índice de aridez	110
Tabela 18. Área das classes de risco de desertificação no estado da Bahia para o clima futuro (2021 – 2050).	118
Tabela 19. Comparação das áreas das classes de risco de desertificação no estado da Bahia, referente ao clima presente (2000 e 2014) e clima futuro (2021-2050).	121
Tabela 20. Matriz de confusão, exatidão global e índice kappa, obtidos pela verificação da imagem de referência do satélite RapidEye e pela imagem classificada.	123

LISTA DE ABREVIATURAS

ANA - Agência Nacional de Águas

ANEEL - Agência Nacional de Energia Elétrica

ASD - Áreas Suscetíveis à Desertificação

BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa

BHC - Balanço Hídrico Climatológico

CEPAGRI - Centro de Pesquisas Meteorológicas e Climáticas Aplicadas à Agricultura

CMIP5 - Coupled Model Intercomparison Project Phase 5

CNUCD - Convenção das Nações Unidas para o Combate à Desertificação

CPTEC - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climático

CGEE- Centro de Gestão e Estudos Estratégicos

CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento

EBK - Empirical Bayesian Kriging

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária

EVI - Enhanced Vegetation Index

ETP - Evapotranspiração Potencial

FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations

MIROC5 - Model for Interdisciplinary Research On Climate

MMA - Ministério do Meio Ambiente

MDE – Modelo de Elevação Digital

MODIS - Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer

IA – Índice de Aridez

INEMA - Instituto do Meio Ambiente e Recursos Hídricos

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia

ONU - Organização das Nações Unidas

IPCC - Intergovernmental Panel on Climate Change

IBEG – Instituto Brasileiro de Estatística e Geografia

KDD - Knowledge Discovery in Databases

NDVI – Normalized Difference Vegetation Index

PBMC – Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas

RCP - Representative Concentration Pathways

SEI – BA – Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia

SFs - Sistemas Frontais

SIG - Sistema de Informação Geográfica

SRTM - Shuttle Radar Topography Mission

SVM - Support Vector Machine

UNCCD - United Nations Convention to Combat Desertification

ZCAS - Zona de Convergência do Atlântico Sul

ZCIT - Zona de Convergência Intertropical

VCAS - Vórtices Ciclônicos de Ar Superior

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	17
1.1 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	20
1.2 HIPÓTESE.....	20
1.3 OBJETIVO.....	21
2. REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1 Desertificação: conceitos gerais, áreas susceptíveis e fatores de degradação	21
2.1.2 Distribuição geográfica das áreas susceptíveis à desertificação.....	23
2.1.3 Fatores de degradação ambiental	26
2.2 Indicadores biofísicos de desertificação	28
2.3 Impacto da desertificação na agricultura.....	30
2.4 Impacto da desertificação no bioma caatinga.....	31
2.5 Desertificação frente aos cenários das mudanças climáticas	33
2.5.1 Os Modelos Climáticos Globais (MCG) e Regionais (MCR) para a cenarização	35
2.5.2 Modelo Regional ETA/CPTEC.....	37
2.5.3 Fator de Mudança ou Abordagem Delta de Variação	39
2.6 O geoprocessamento na avaliação das áreas de risco desertificação	39
2.6.1 O sensor MODIS: produtos de índices espectrais de vegetação	41
2.7. Mineração de Dados: técnicas utilizadas.....	45
2.7.1 Classificação.....	47
3. MATERIAL E MÉTODOS	51
3.1 Localização da área de estudo	51
3.2 Caracterização da vegetação, relevo, solo, declividade e clima.....	52
3.2.1 Vegetação.....	52
3.2.2 Relevo	53
3.2.3 Classes de Solos	54
3.2.5. Caracterização Climática.....	58
3.2 Preparação dos dados	60
3.2.1 Dados meteorológicos	60
3.2.2 Dados vetoriais.....	67
3.2.3 Dados orbitais.....	68
3.3 Processamento dos dados	69
3.3.1 Aplicação do método geoestatístico para interpolação dos dados meteorológicos	69
3.3.2 Processamento das imagens de satélite	71

3.4 Validação do modelo.....	73
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	75
4.1 Indicador de desertificação: Edáfico	75
4.1.1 Classes de Solos	75
4.1.2 Declividade do terreno	77
4.1.3 Suscetibilidade à erosão	80
4.2 Indicador de desertificação: Vegetação.....	82
4.3 Indicador de desertificação: Meteorológicos	88
4.3.1 Precipitação pluviométrica.....	88
4.3.2 Temperatura	90
4.3.3 Evapotranspiração	93
4.3.4 Índice de aridez	95
4.4 Cenários de áreas de risco de desertificação do clima presente – 2000 a 2014	99
4.4.1 Áreas de risco de desertificação ano 2000	99
4.4.2 Áreas de risco de desertificação ano 2014	102
4.5 Cenários dos efeitos das mudanças do clima no estado da Bahia	111
4.5.1 Precipitação pluviométrica.....	111
4.5.2 Temperatura	113
4.5.3 Evapotranspiração	115
4.5.4 Índice de aridez	116
4.6 Cenários de áreas de risco de desertificação do clima futuro – 2021 a 2050.....	118
4.7 Validação do modelo de classificação.....	122
5. CONCLUSÃO	124
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	125

1. INTRODUÇÃO

Projeções divulgadas pela *Food Agricultural Organization* (FAO) da ONU afirmam que em 2050 a população mundial deve atingir nove bilhões de pessoas e, para alimentar uma população extra projetada em 2,3 bilhões de pessoas, o mundo precisará produzir 70% a mais de alimentos (FAO, 2014). Este mesmo documento relata que a expansão das terras agricultáveis terá de se dar em cerca de 120 milhões de hectares nos próximos 40 anos em países em desenvolvimento, principalmente na América Latina e na África Subsaariana.

Um grande desafio para alcançar as novas metas de produção agrícola é conter o avanço das áreas em processo de desertificação. A desertificação é definida pela Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação como “a degradação de terras nas zonas áridas, semiáridas e subúmidas a seca, resultante das variações climáticas e ações antrópicas” (BRASIL, 1994). Tal fenômeno transforma terras agricultáveis em terras improdutivas e inférteis, causa impactos ambientais como a destruição da biodiversidade, diminuição da disponibilidade de recursos hídricos e provoca a perda física e química dos solos.

A desertificação é considerada um dos mais graves problemas ambientais da atualidade, alcançando também dimensões de ordem política, social, econômica e cultural, pois, ao colocar fora de produção cerca de seis a sete milhões de hectares por ano (FERNANDES e MEDEIROS, 2009), ameaça a segurança alimentar da população. Segundo o Instituto Interamericano de Cooperação para a Agricultura (IICA), as perdas econômicas anuais decorrentes da desertificação alcançam 4 bilhões de dólares no mundo, sendo 100 milhões de dólares só no Brasil (IICA, 2015).

As regiões áridas e semiáridas são responsáveis por 22% da produção mundial de alimentos. Estas áreas, consideradas como áreas susceptíveis à desertificação, aumentaram de 6%, em 1945, para 17%, em 1990, e atualmente ocupam mais de 100 países. As estimativas da FAO para 2025 é que, com os atuais modelos de uso da terra, as áreas agricultáveis estarão com 25% em estado de degradação (FAO, 2013).

Nos últimos anos tem-se somado a preocupação do avanço do processo de desertificação às mudanças climáticas. Estima-se que boa parte das terras inseridas em área

de clima propícios à desertificação tenha seu processo de improdutibilidade acelerado (WANG et al., 2009). De acordo com Painel Internacional de Mudanças Climáticas (IPCC, sigla em inglês), o Nordeste será uma das regiões que será mais afetada pelas mudanças climáticas no Brasil, apresentando cenários de aumento de áreas de alto risco para agricultura em função processo de semiaridez, aridez e desertificação (IPCC, 2012).

Estudos feitos pela Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico em 2011 revelaram que o Brasil apresenta índices de desenvolvimento agrícola acima da média mundial. Com disponibilidade de terras agricultáveis, condições de clima favorável, água em abundância, o Brasil poderá chegar a 2020 como a principal potência agrícola mundial (MARTINS et al., 2014). No entanto, para que isto ocorra, os setores públicos e privados deverão ampliar a capacidade de antecipação de oportunidades, desafios e riscos, fornecendo elementos que fortaleçam o planejamento da agricultura brasileira, vislumbrando atender as expectativas da FAO no quesito segurança alimentar (EMBRAPA, 2014).

No Brasil, segundo definição contida na Convenção Mundial de Luta Contra a Desertificação, as áreas susceptíveis ao processo da desertificação encontram-se situadas na região nordeste, particularmente, no semiárido, e ao norte do estado de Minas Gerais, totalizando 15,7% do território nacional. Isto tem provocado importantes impactos ambientais, sociais e econômicos nestas regiões. Por exemplo, nos 600 mil hectares já existentes de agricultura irrigada, registram-se sinais de salinização e/ou compactação do solo em cerca de 30% da área (CIRILO, 2008).

Na região Nordeste, o estado da Bahia se destaca no cenário da produção agrícola nacional. É responsável por 12,2% do valor da produção de frutas, ocupando o segundo lugar no ranking nacional e grande produtor de grãos no país, principalmente com a cultura do algodão, com 25,4% da produção nacional, ficando atrás apenas do estado de Mato Grosso com 64,1% da produção; estes dados referem-se à safra de 2016 (IBGE, 2016). No entanto, os cenários de aumento de áreas de risco para agricultura em função do processo de desertificação é um entrave para diversos setores econômicos e sociais da região, principalmente o setor agropecuário.

Diante disto, o desenvolvimento de ferramentas e sistemas inteligentes capazes de capturar, organizar e quantificar dados e informações, que auxiliem o planejamento e o processo de tomada de decisão, que resultem em menores impactos ambientais e no aumento

da produção agrícola, têm sido estudados e aprimorados por diversas instituições governamentais ligadas à agricultura, ao ambiente e aos recursos naturais.

A aplicação de geotecnologias e técnicas de sensoriamento remoto em imagens orbitais, por meio da análise espacial, proporcionam um diagnóstico espaçotemporal da mudança na paisagem, pois permitem monitorar e diagnosticar o grau de degradação de terras, sendo assim bastante eficiente nos estudos do processo de desertificação. A utilização dessas técnicas, além de facilitar o processo de análise e manipulação de dados em grandes áreas, sendo menos onerosa do que os métodos convencionais, possibilita uma análise em várias granularidades temporais, no tempo passado, presente e com simulações do futuro, permitindo uma avaliação das alterações do meio ambiente.

Outro aspecto positivo sobre o uso das geotecnologias é a informação obtida do índice de vegetação extraído de imagens de satélite, conhecido como Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (em inglês, *Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI). Este é um dos quatro indicadores recomendados pela ONU para avaliar áreas de riscos (ANDRADE, 2007), pois suas características e tendências podem ser utilizadas como indicativos ecológicos e de mudança de uso da terra (HIGGINBOTTOM e SYMEONAKIS, 2014). A integração dos dados de NDVI com dados climáticos (precipitação, temperatura, evapotranspiração), índice de aridez e tipos de solo, tornam mais robustos os resultados das análises das áreas degradadas.

Em adição, a imensa quantidade de dados gerados com a utilização do sensoriamento remoto em muitos casos é maior do que a capacidade de análise. Esse crescimento explosivo na quantidade de dados armazenados tem gerado a necessidade do desenvolvimento de novas técnicas e ferramentas automatizadas com o intuito de auxiliar o analista na transformação dos dados em informação útil e conhecimento.

Desta forma, as técnicas de mineração de dados, por meio de algoritmos de aprendizado de máquina, surgem como alternativa promissora para extração de conhecimento e padrões interessantes, não explícitos em banco de imagens orbitais, uma vez que estas permitem transformar dados e informações, embutidos em grandes volumes de dados, em conhecimento claro e útil, fundamentado na definição do processo KDD, sigla em inglês para Descoberta do Conhecimento em Bases de Dados (FAYYAD *et al.*, 1996).

Neste trabalho, foi utilizado o algoritmo de aprendizado de máquina SVM (do inglês, *Support Vector Machine*), para classificação de dados, em uma base de dados contendo imagens orbitais, além de dados climáticos e edáficos para predizer quais áreas apresentam potencial de risco de desertificação, com uma variação de níveis entre “muito alto, alto, moderado e baixo”, no estado da Bahia, consolidando desta forma o objetivo principal deste estudo.

1.1 ESTRUTURA DO TRABALHO

Para uma melhor compreensão do trabalho, no capítulo 2, encontra-se uma revisão bibliográfica da temática desse estudo. Em particular, este capítulo está subdividido em: a) Desertificação: conceitos gerais, áreas susceptíveis e fatores de degradação ambiental; Indicadores biofísicos de desertificação; b) Impacto da desertificação na agricultura; c) Impacto da desertificação no bioma caatinga; d) Desertificação frente aos cenários das mudanças climáticas, com abordagem ao modelo climático regional Eta-MIROC; e) O sensoriamento remoto na avaliação das áreas de risco de desertificação; f) O sensor MODIS e os produtos de índice de vegetação; g) Mineração de Dados, destacando-se a técnica de classificação SVM, a qual foi utilizada para predizer quais áreas apresentam potencial de risco de desertificação. A descrição do material utilizado e da metodologia adotada na pesquisa podem ser encontradas no capítulo 3. No capítulo 4, são apresentados os resultados do processamento de cada indicador de desertificação e posteriormente os resultados da classificação das áreas de desertificação para os cenários do clima presente e futuro. Por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho.

1.2 HIPÓTESE

A hipótese deste trabalho é que a utilização das técnicas de mineração de dados integradas às geotecnologias fornecerá modelos capazes de identificar áreas com potencial de risco de desertificação em imagens de satélite de baixa resolução espacial.

1.3 OBJETIVO

Objetivo Geral

Identificar áreas com potencial de risco de desertificação para um cenário de clima presente e avaliar se as projeções dos cenários de mudanças climáticas influenciam na condição espaçotemporal dessas áreas.

Objetivos Específicos

1. Elaborar um modelo capaz de identificar áreas com diferentes níveis de risco de desertificação integrando imagens de satélite com baixa resolução espacial, dados edáficos e climáticos;
2. Avaliar o potencial da integração dos dados climáticos (de precipitação e temperatura) no processo de classificação de áreas com risco de desertificação;
3. Simular cenários de áreas com potencial de risco de desertificação no estado da Bahia para o clima presente (2000 a 2014), e cenários para o clima futuro (2021 a 2050), a partir das projeções do modelo climático regional Eta-Miroc;
4. Avaliar se houve variabilidade espaçotemporal das áreas de risco de desertificação do clima futuro (2021 a 2050) quando comparadas com o clima presente (2000 a 2014).

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Desertificação: conceitos gerais, áreas susceptíveis e fatores de degradação

2.1.1 Conceitos gerais

O termo desertificação foi adotado pela primeira vez pelo francês Andre Aubreville, no ano de 1949, em sua publicação “*Climats, Forests et Desertification de l’Afrique Tropicale*” (AUBREVILLE, 1949), ao tratar da substituição de florestas tropicais e subtropicais por savanas. Anos depois, os efeitos devastadores do processo de desertificação em todo o mundo, principalmente com o episódio da grande seca que afetou região do Shael

entre os anos de 1967 a 1976, matando mais de 200 mil pessoas e milhões de animais, o termo desertificação se tornou um problema discutível internacionalmente, pois houve conferências, simpósios, seminários que o trataram como questão importante nas pautas políticas e científicas nacionais e internacionais.

Os debates que relacionavam a seca com a ação humana e o processo de desertificação teve início de forma mais expressiva a partir dos anos de 1960 (PACHÊCO et al., 2006). Os principais eventos relacionados ao tema foram: a Conferência sobre o Meio Ambiente, realizada em Estocolmo, no ano de 1972; a criação do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) ou *United Nations Environmental Program* (UNEP), em 1977 e a primeira Conferência das Nações Unidas sobre a Desertificação, realizada em Nairobi – Quênia, em 1977.

A Conferência das Nações Unidas sobre a Desertificação é considerado o marco dos estudos sobre a desertificação (VERDUM et al., 2001). Os dois resultados principais desta conferência foram: a identificação das áreas susceptíveis e a definição do termo. Foi definido que a desertificação é uma sequência de modificações degradativas dos solos, da vegetação e do regime hídrico, conduzindo à deterioração biológica dos ecossistemas, levando-os a feições de deserto, em consequência das variações climáticas e atividades antrópicas, em ações conjuntas ou separadas (CGEE, 2016).

No entanto, o conceito do processo de desertificação estabelecido nesta conferência restringia a escala espacial apenas às áreas pertencentes ao clima árido e semiárido, correspondente a 15% da superfície terrestre, além de afirmar que a desertificação originava desertos e que não haveria medidas para revertê-la (SALES, 2003). Isto gerou inúmeras críticas e, nos anos seguintes, o conceito, a escala espaçotemporal de ocorrência, e metodologia de estudo para a definição de indicadores da desertificação foram amplamente discutidos em nível internacional.

No ano de 1992, durante a Conferência das Nações Unidas sobre o Meio Ambiente e Desenvolvimento, conhecida como Rio-92 ou Eco-92, no Rio de Janeiro (IICA, 2015), a Convenção das Nações Unidas para o Combate à Desertificação (UNCCD) foi instituída como único instrumento internacional norteador das ações de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca. A partir daí, estabeleceu-se o conceito de desertificação pela UNCCD como: “degradação da terra em regiões áridas, semiáridas e

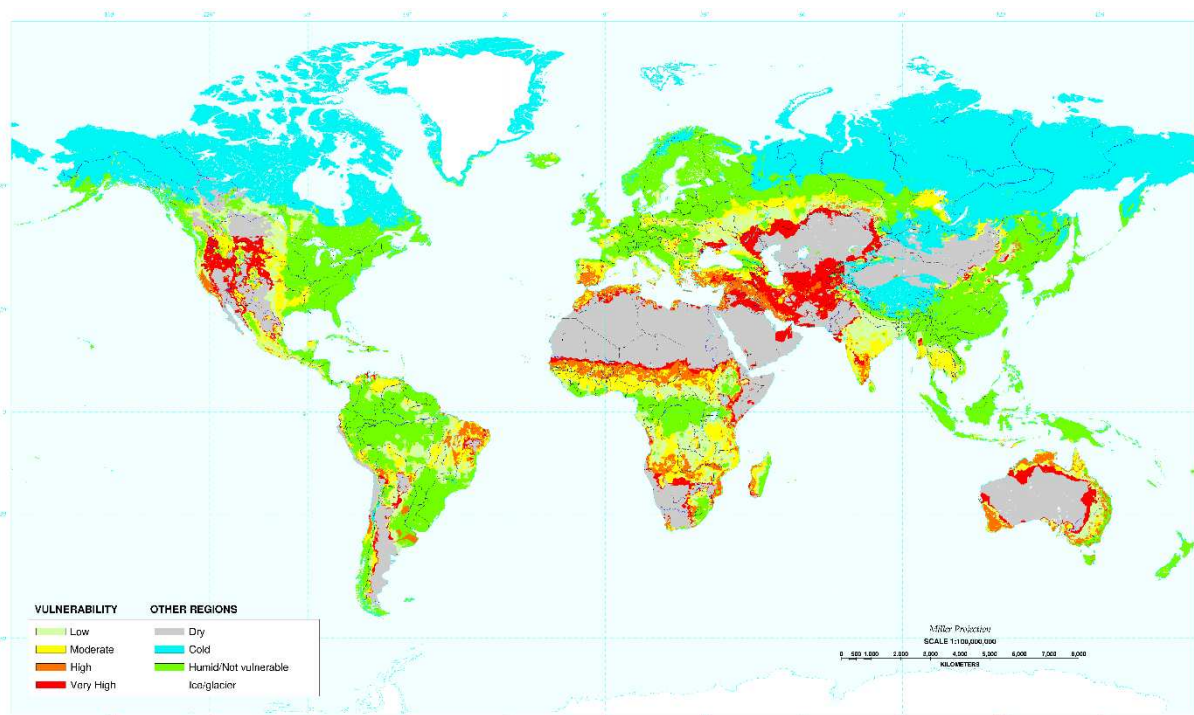
subúmidas secas, resultante de diversos fatores, inclusive de variação climática e de atividades humanas” (ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS, 1997; BRASIL, 2004).

De acordo com esse novo conceito, segundo a ONU, a escala de ocorrência da desertificação é determinada pelo fator climático, especificamente pelo índice de aridez. No entanto, adotando apenas o índice de aridez como indicador para caracterizar áreas de risco de desertificação é insuficiente, pois o fenômeno envolve outros elementos, como a cobertura vegetal e as características do solo, além do critério climático considerado. Pacheco et al. (2006) afirmou que o índice de aridez é variável de região para região e a regularidade da distribuição das chuvas durante o ano pode influenciar em dinâmicas ambientais diferenciadas entre esses espaços.

2.1.2 Distribuição geográfica das áreas susceptíveis à desertificação

Segundo a UNCCD, as áreas susceptíveis à desertificação (ASD) foram limitadas por meio do índice de aridez, a partir da metodologia proposta por Thornthwaite (1941), a qual se baseia na razão entre a precipitação média anual e a evapotranspiração potencial para classificar as regiões em áridas, semiáridas e subúmidas a secas (BRASIL, 2004). O intervalo do índice que define essa classificação é de 0,05 a 0,65, onde os valores mais baixos correspondem às áreas áridas (maior risco) e os mais altos às subúmida a seca (menor risco). Este índice foi utilizado para a elaboração do Atlas Mundial da Desertificação, publicado pelo Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente - PNUMA, que serve como parâmetro em todo o mundo (Figura1).

Figura 1. Mapa Global da Vulnerabilidade à Desertificação



Fonte: Departamento de Agricultura dos Estados Unidos, 2017.

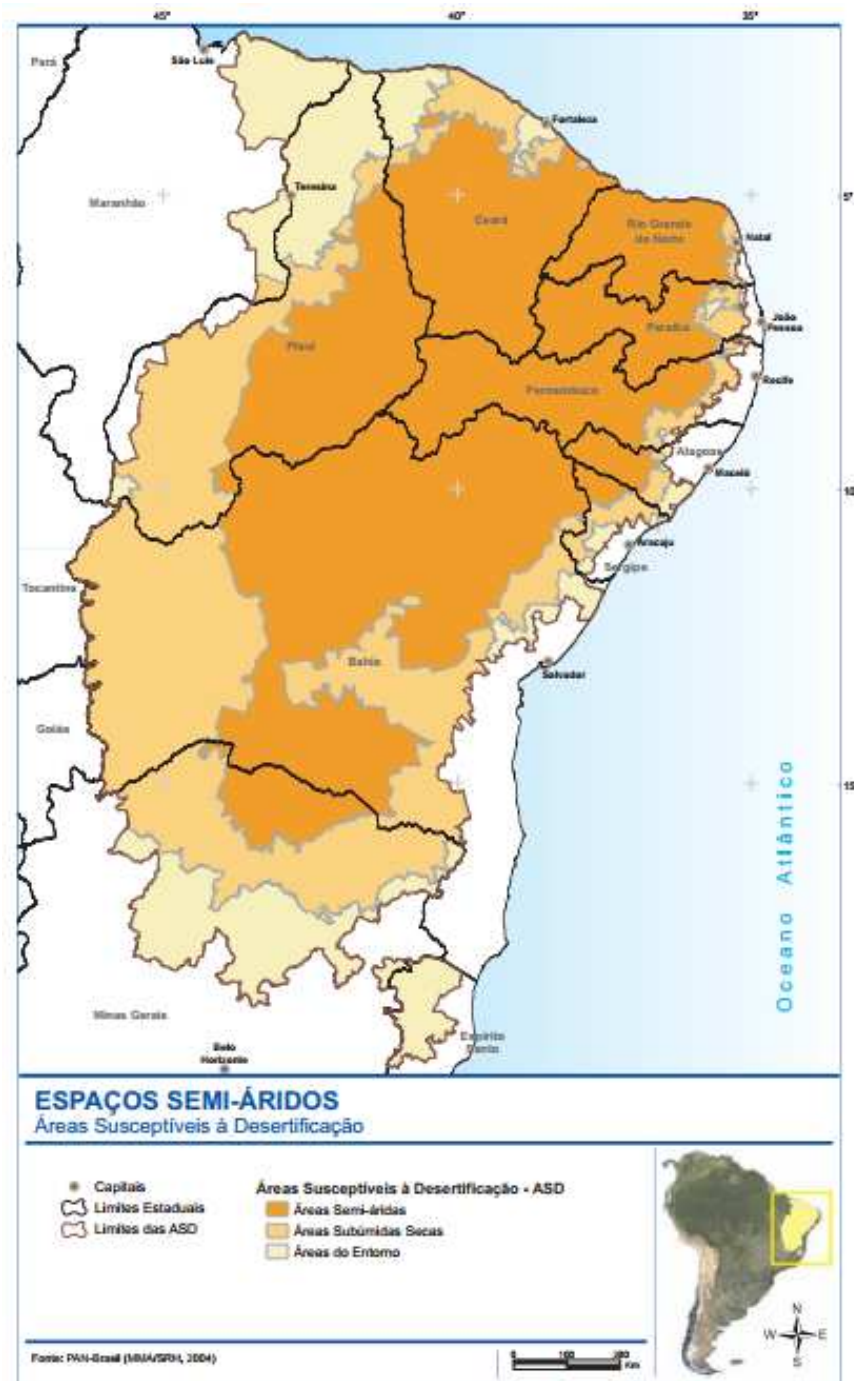
Estas áreas ocupam mais de 30% da superfície terrestre, abrangendo 100 países, e nelas habitam mais de 1 bilhão de pessoas (BARROS et al., 2008; BRASIL, 2004; IICA, 2015). A região mais afetada é o continente Africano, porém também merece atenção a China, o Oeste da América do Sul, o Oriente Médio, a Austrália, o Sudeste dos Estados Unidos e algumas regiões do Brasil.

No Brasil, os primeiros trabalhos relacionados à desertificação foram realizados por Vasconcelos Sobrinho, em 1978. Com a publicação “Núcleos de Desertificação no Polígono das Secas”, o autor apresenta as primeiras ideias sobre os núcleos de desertificação. Neste trabalho, Sobrinho destaca algumas áreas específicas, bem representativas, passíveis de serem estudadas como área-piloto, e foram consideradas como “unidades mínimas”, a partir das quais estudos devem ser conduzidos. A estratégia de estudos em núcleos de desertificação ocorreu devido à impossibilidade de uma pesquisa abrangente em áreas maiores, como seria a de um estado ou de todo o polígono da seca.

Com a aprovação do Programa Ação de Combate à Desertificação – PAN BRASIL, em 2004, foram demarcadas as áreas susceptíveis à desertificação a partir dos pressupostos da Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação (BRASIL,

2004). Estas áreas estão localizadas entre os paralelos 02° 20' 00'' e 19° 50' 00'' de latitude Sul e 44° 05' 00'' e 35° 00' 00'' a oeste de Greenwich (Figura 2).

Figura 2. Áreas Susceptíveis à Desertificação no Brasil

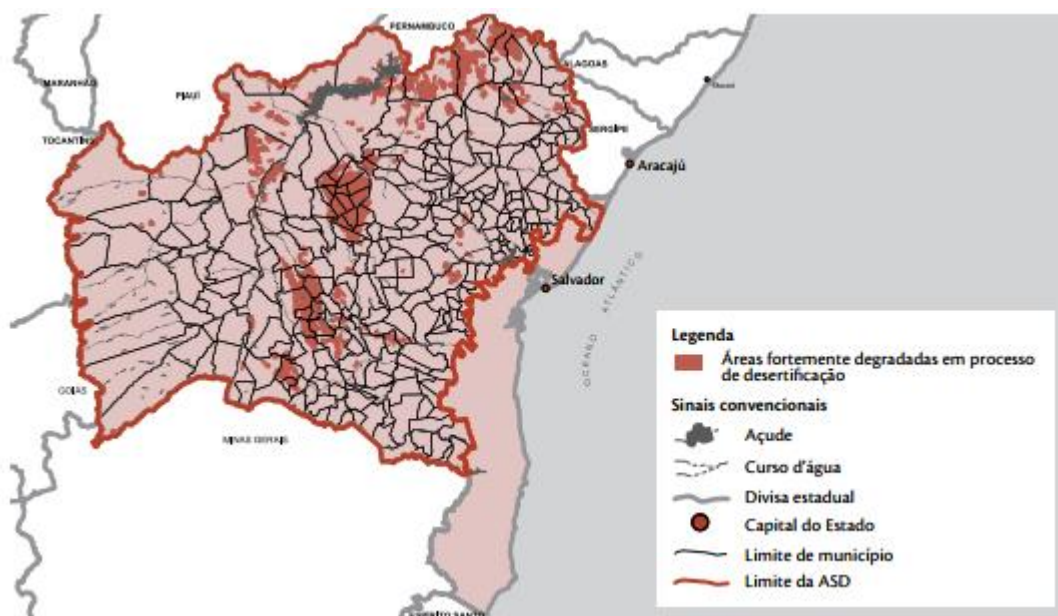


Fonte: Ministério do Meio Ambiente/ Secretaria de Recursos Hídricos, 2007.

De acordo com o Centro de Gestão de Estudos Estratégicos (CGEE, 2016), a Bahia, dentre os estados nordestinos, é o que possui, em extensão territorial, a maior área sujeita à desertificação, com 491.741,4 Km² do Estado, o que equivale a aproximadamente

87,07% do território e 289 municípios. Destas ASDs, são consideradas áreas fortemente degradadas 26.751,59 Km², o que corresponde a 5,44% em relação à ASD (Figura 3).

Figura 3. Áreas degradadas em processo de desertificação no Estado da Bahia.



Fonte: Centro de Gestão em Estudos e Estratégias, 2016.

2.1.3 Fatores de degradação ambiental

O processo de desertificação é o resultado do acumulado de um contexto climático severo, condicionamentos naturais e utilização inapropriada das terras pelo homem. Os fatores relacionados às variações climáticas estão atribuídos ao aumento da temperatura, aumento da evapotranspiração, irregularidade e escassez pluviométrica durante vários meses, caracterizando desta forma o fenômeno climático conhecido como seca. Este fenômeno acarreta graves desequilíbrios hidrológicos, degradação dos solos e deficiência do crescimento vegetativo, que prejudicam os sistemas de produção agrícola (BRASIL, 2004).

Em secas extremas, a capacidade de resiliência do ambiente é afetada pelo impacto negativo produzido na dinâmica dos processos pedogenéticos. Por consequência, as ações morfodinâmicas se acentuam, causando desequilíbrios ecológicos, configurando níveis diferenciados de degradação e expandindo os núcleos de desertificação (CGEE, 2016). Além disso, segundo Lopes (2005), solos suscetíveis à erosão e embasamento contendo rochas que

dificultam o acúmulo de água subterrânea são fatores que contribuem para o avanço da desertificação.

Segundo estudos recentes do Centro de Gestão e Estudos Estratégicos (CGEE, 2016), o quadro atual de parcelas significativas do Semiárido brasileiro expõe um estado de fragilidade e de vulnerabilidade à degradação ambiental e à desertificação. Os solos estão fortemente erodidos e destituídos dos seus horizontes superficiais em face de sistemas de manejo rudimentares que têm sido empregados na agropecuária e no extrativismo vegetal. A degradação se amplia em razão da exposição quase direta dos solos aos efeitos de condições climáticas muito agressivas. Devido às elevadas taxas de evaporação, assoreamento de rios e açudes, aterramento de diaclases e ressecamento de fontes, os recursos hídricos têm diminuído em regiões do semiárido. Além disso, a caça e a pesca predatórias têm repercussões negativas na conservação da biodiversidade.

Sobre os fatores de degradação relacionados com as atividades antrópicas, quatro constituem as causas mais diretas: o cultivo excessivo que desgasta os solos, o sobrepastejo e o desmatamento, que destroem a cobertura vegetal que protege o solo da erosão, e a prática da irrigação em terras inapropriadas, provocando, dentre outros problemas, a salinização dos solos (SÁ et al., 2015). Desta forma, os solos se empobrecem devido à sua utilização excessiva e ao abandono ou diminuição do período de pousio. Isto leva à perda de fertilidade limitando o crescimento das plantas. Tudo isso ocasiona uma redução da cobertura vegetal, deixando os solos expostos e mais vulneráveis aos processos erosivos (SÁ et al., 1994).

As causas da desertificação estão relacionadas à exploração do patrimônio ambiental pelo emprego de práticas e técnicas impróprias aos ambientes de natureza frágil, como a região semiárida brasileira; por meio dessas ações instala-se e/ou intensifica-se a degradação, que se aproxima dos limites de rompimento da capacidade de resiliência ambiental (VIEIRA et al., 2015). Sobre estas questões Sampaio et al. (2006) afirmam que os fatores que originam a desertificação são múltiplos e apresentam inúmeros mecanismos de retroalimentação.

Outro fator agravante que causa a desertificação é a alta densidade demográfica da região. Este, por sua vez exerce uma grande pressão sobre os recursos naturais. Este fator foi constatado por Salvati et al. (2011), quando estudaram as áreas susceptíveis à desertificação na Itália, como um dos principais causadores de desertificação no país. As regiões com maior demanda populacional era uma das áreas identificadas com alto risco de desertificação.

2.2 Indicadores biofísicos de desertificação

O termo indicador é originário do latim *indicare*, que significa descobrir, apontar, anunciar, estimar (HAMMOND, 1995). Segundo a Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia (2008) o indicador ambiental é um conjunto de dados e interpretações que visa comunicar com objetividade informações sobre as características (ocorrência, magnitude e desenvolvimento) e o significado (efeitos, importância e impactos) de algum fenômeno ambiental, bem como, o progresso em direção a uma determinada meta, como por exemplo o desenvolvimento sustentável. Tomasoni (2008) define indicador ambiental como a “aproximação da realidade, uma tentativa de mensuração de fenômenos de natureza diversa e que ajudam no acompanhamento de realidades mais complexas”.

A Convenção das Nações Unidas em Combate a Desertificação não definiu escala espacial e temporal para os estudos relacionados à desertificação. Desta forma, vários autores elaboraram diversos indicadores ambientais, sociais e econômicos, muitas vezes organizados em índices, na tentativa de identificar e analisar as áreas afetadas pelo processo da desertificação. Sobre isto, Matallo Jr. (2001), Sampaio, Araújo e Sampaio (2005) afirmam que a pluralidade dos métodos e sistemas de indicadores utilizados em todo o mundo, com o intuito de avaliar o mesmo tipo de fenômeno e a falta de uma metodologia bem explicada, torna difícil saber o que deveria ser medido ou avaliado, recaindo sobre o pesquisador as decisões que variam de acordo com o nível de observação e o conhecimento.

Segundo Vasconcelos Sobrinho (1978) se a integração de um conjunto de indicadores apresentarem alterações isto é um indicativo de que pode haver uma tendência a degradação/desertificação. Neste sentido, Matallo Jr. (2001) enfatiza que um conjunto de indicadores deve ser o conjunto mínimo capaz de permitir a identificação de processos e seu monitoramento ao longo do tempo. Assim, alguns trabalhos têm focado em desenvolver modelos capazes de analisar a desertificação com base na análise integrada de seus indicadores.

Diversos métodos têm sido utilizados com sucesso na tentativa de oferecer um conjunto consistente de indicadores e índices para a identificação e estudo de áreas com potencial de risco de desertificação. Dentre eles, o método MEDALUS, denominado Índice de Área Ambientalmente Sensível (do inglês ESAI), tem sido um dos aplicados em países da Europa, em escalas regionais e locais (LAVADO et al., 2009; SALVATI et al., 2011). Esta

metodologia inclui quatro variáveis principais, tais como, clima, vegetação, solo e manejo da terra, e pode ser adaptada para diferentes condições climáticas, ambientais e sociais.

No trabalho de Salvati et al. (2011), os autores identificaram áreas com vulnerabilidade à desertificação na Itália, propondo um índice mais conciso que o ESAI. O índice proposto, denominado de Índice Multivariado de Vulnerabilidade de Degradação do Solo (do inglês MSDVI), integra indicadores biofísicos de degradação do solo (compactação, salinização, erosão e contaminação) e climáticos (precipitação, temperatura e índice de aridez) com indicadores socioeconômicos. Segundo os resultados encontrados pelos autores, o MSDVI apresenta uma distribuição espacial das áreas em desertificação semelhante ao ESAI, com a vantagem de considerar um número maior de temas, tendo minimizado o risco de redundância por utilizar muitas variáveis, após aplicar uma análise multivariada, a análise de componentes principais.

Vieira et al. (2015) utilizaram 11 indicadores de desertificação (pedologia, geologia, geomorfologia, declividade, dados de uso e cobertura da terra, índice de aridez, densidade de pecuária, densidade da população rural, de focos de queimadas, índice de desenvolvimento humano, unidades de conservação) para delimitar a expansão das áreas com potenciais de risco de desertificação no semiárido do Brasil. Os resultados apresentados pelos autores, mostraram que entre os anos de 2000 a 2010 houve uma expansão de 4,6% (83,4 Km²) das áreas consideradas de alto risco de desertificação. Os autores constataram que as regiões de clima úmido e subúmido a úmido são áreas de baixo risco, mas quando analisadas com a variável solo/ manejo do solo, se tornaram áreas de alto risco em algumas regiões.

Abrahan e Beekman (2006) descrevem a importância de associar um sistema de monitoramento baseado em um Sistema de Informação Geográfica (SIG), dados de imagens de satélites e informações convencionais para acompanhar os indicadores da desertificação. Assim, um crescente número de pesquisas baseia-se em indicadores ambientais, tais como: solo, vegetação, clima, bem como, na combinação de métodos terrestres com o sensoriamento remoto.

Com a utilização de indicadores ambientais e SIG, Pravalie et al. (2014) constataram o aumento das áreas de desertificação na Romênia entre os anos de 1990 a 2011. Para isto, os autores utilizaram como indicadores dados climáticos e dados de sensoriamento remoto (índices de vegetação, NDVI). Sá et al. (2015) estudaram os diferentes níveis de risco de desertificação na Região de Desenvolvimento do São Francisco (RDSF), utilizando como

indicadores dados de cobertura vegetal, extraídos das imagens do sensor ETM+ da série Landsat 5 e 7, e classes de solo. Os resultados encontrados por esses autores mostram que 98% da RDSF encontram-se na situação de sensibilidade à desertificação em que predominam as classes de Moderada a Severa.

2.3 Impacto da desertificação na agricultura

A abordagem desertificação na agricultura pode ser definida como um processo cíclico. Onde a desertificação causa danos à agricultura por tornar áreas produtivas em áreas improdutivas, assim como a exploração agrícola excessiva, com práticas inapropriadas leva à perda da fertilidade dos solos, ocasionando o agravamento da desertificação.

No quesito impacto da agricultura no processo de desertificação, Sampaio et al. (2005) e Sá et al. (2015) descrevem os itens de empobrecimento do solo, tais como, descobrimento do solo que favorece o processo de erosão; o cultivo excessivo e continuado com a remoção dos produtos agrícolas sem reposição dos nutrientes leva à perda da fertilidade. Além disso, nas áreas destinadas à irrigação, o uso de águas com teores elevados de sais, o mau manejo dos ciclos de molhamento e a ausência de drenagem favorecem a salinização. O uso de equipamentos pesados, em solos de textura pesada e com teores de água inadequados pode dar lugar à compactação dos solos.

A improdutividade das terras como consequência do processo de desertificação causa sérios problemas em diversos setores, principalmente no setor agrícola, que depende diretamente do potencial produtivo do solo. Além do enorme prejuízo causado pela quebra de safras e diminuição da produção, existe o alto custo de recuperação da capacidade produtiva de extensas áreas agrícolas e da extinção de espécies nativas (UNCCD, 2013; D'ODORICO, 2012).

Pesquisas divulgadas pela Organização das Nações Unidas mostram que são perdidos cerca de seis milhões de hectares de terra arável por ano em função da desertificação. O solo arável por pessoa diminuiu de 0,32ha em 1961-62, para 0,21ha em 1997-99, e as projeções apontam uma diminuição de 0,16ha em 2030 (UNCCD, 2013). Na região subsaariana da África, por exemplo, de 20% a 50% das terras estão degradadas, prejudicando mais de 200 milhões de pessoas. A situação também é grave na Ásia e na América Latina, somando mais de 516 milhões de hectares.

No Brasil, as atividades agropecuárias nas áreas susceptíveis à desertificação têm papel importante no Produto Interno Bruto (PIB) dos municípios que compõem essas áreas, pois é o setor que mais gera empregos, sendo também uma das principais causas dos danos ambientais. Numa sequência cronológica de primeiros agentes transformadores da paisagem no Nordeste brasileiro, temos a lavoura de cana-de-açúcar, bovinocultura e cultivo de algodão (Silva et al., 2008; CGEE, 2016). Esses foram as principais fontes de riqueza da região, no entanto, desencadearam os processos que agravaram os desequilíbrios ambientais já existentes.

Segundo o Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, a região que abrange as áreas de risco de desertificação, abriga 10,8% do rebanho bovino do país, 12,9% dos suínos, 53,9% dos ovinos e 87,5% dos caprinos, mesmo com a queda atual no PIB de 10,7%, em 2000, para 7,6%, em 2010. Isto implica numa redução da participação na economia de setores que dependem diretamente da variabilidade climática. Em 2000, produziu-se uma média de 491 kg/ha de feijão. Esse valor caiu para 425,8 kg/ha em 2010. No mesmo período, a produtividade do milho passou de 940 para 838,8 kg/ha e a da mandioca passou de 10.647 para 10.255 kg/ha (CGEE, 2016).

2.4 Impacto da desertificação no bioma caatinga

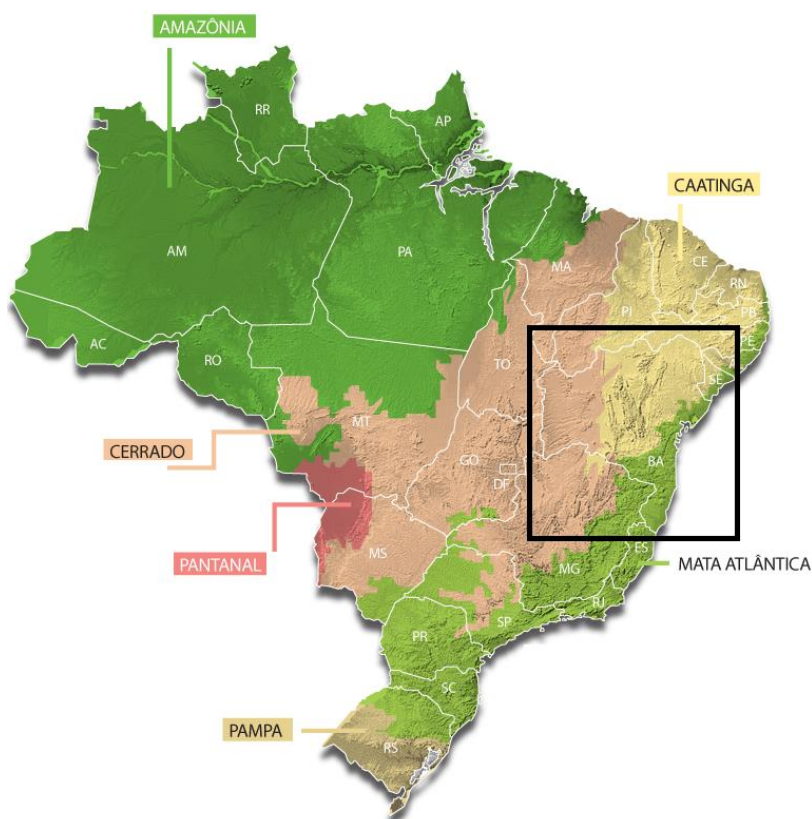
O nome caatinga tem origem indígena e significa “mata clara e aberta”. Ela é classificada como Savana Estépica, e, em nível internacional, vem sendo considerada como parte das Florestas Tropicais Sazonalmente Secas - STDF (PENNINGTON et al., 2000; SOUZA et al., 2015). Este bioma apresenta uma grande riqueza de ambientes e espécies, que não é encontrada em nenhum outro bioma.

A seca, a luminosidade e o calor característicos de áreas tropicais resultam numa vegetação de savana estépica, espinhosa e decidual. Embora também existam as áreas serranas, brejos e outros tipos de bolsão climático mais ameno. Este bioma está sujeito a dois períodos secos anuais: um de longo período de estiagem, seguido de chuvas intermitentes e um de seca curta seguido de chuvas torrenciais (que podem faltar durante anos).

O bioma da caatinga tem ocorrência exclusiva no Brasil. É o principal bioma da região Nordeste, abrangendo totalmente o Ceará e parte do Rio Grande do Norte (95%), da Paraíba (92%), de Pernambuco (83%), do Piauí (63%), da Bahia (54%), de Sergipe (49%), do

Alagoas (48%) e do Maranhão (1%). Estende-se até a região Sudeste, cobrindo uma área de 2% do estado de Minas Gerais, como mostra a Figura 4.

Figura 4. Destaque da área do Bioma Caatinga na Bahia



Fonte: Ministério do Meio Ambiente - MMA (2010).

A Caatinga é o terceiro bioma mais degradado do Brasil, ficando atrás apenas da Amazônia e do Cerrado. Dados divulgados no Relatório sobre Monitoramento do Bioma Caatinga apresentado pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA), em parceria com o Instituto Brasileiro do Meio Ambiente (IBAMA), mostram que a vegetação remanescente na região em 2002 era de 55,67% e em 2008 diminuiu para 53,61%. (MMA, 2010). Todas essas estatísticas foram baseadas na área total do bioma que é 826.411,23 km², ou seja, mais que 82 milhões de hectares.

Os resultados do Relatório sobre Monitoramento do Bioma Caatinga de 2008 a 2009, mostraram um decréscimo da vegetação remanescente, calculada em 53,38%. A Caatinga teve sua cobertura vegetal original e secundária reduzida de 443.039,06 km² para 441.117,88 km². Portanto, o bioma sofreu uma perda aproximada de 0,23% entre 2008-2009.

No tocante ao desmatamento, a Caatinga teve sua cobertura vegetal nativa suprimida, entre 2008-2009 (MMA, 2011). Em termos de área absoluta, a Bahia foi o estado que mais sofreu supressão da cobertura vegetal nativa da Caatinga entre 2008-2009, seguido do Ceará.

Dos ecossistemas originais da caatinga, 80% foram alterados, em especial por causa de desmatamentos e queimadas. A queima da vegetação da caatinga destinada à produção de energia já atingiu um nível muito avançado. Estes mesmos estudos apontam uma queda na produção de lenha, carvão e madeira, equivalente a 25,9% nas áreas susceptíveis à desertificação. Isso reflete, na verdade, à escassez de vegetação nestas áreas (CGEE, 2016).

Uma característica peculiar da vegetação da caatinga é que a maioria das espécies rebrota após o corte (SAMPAIO et al., 1998), apresentando taxas de sobrevivência maiores que 50%, independente do tipo de corte aplicado (FIGUEIRÔA et al., 2006). No entanto, de acordo com Souza et al. (2015) se a poda é seguida de queima, a rebrota diminui de forma progressiva, na medida em que ocorre o aumento na intensidade de combustão, além dos efeitos persistirem por mais de seis anos na biomassa em relação a densidade e área basal.

Além das queimadas e do desmatamento da vegetação nativa da caatinga, que podem levar à desertificação, a expansão da caprinocultura na região dificulta a evolução sucessória das plantas da caatinga. Os caprinos fazem uso de até 70% das espécies existentes, isto é intensificado por permanecerem junto à vegetação nativa, consumindo-a durante o ano inteiro. Ao consumirem principalmente as folhas e brotos, influenciam negativamente no crescimento das espécies. Desta forma, a superlotação de caprinos nas áreas de caatinga, associadas a outras formas de pressão sobre a vegetação, têm o poder de empobrecer e reduzir o porte das plantas, potencializando o risco de desertificação nestas áreas (SOUZA et al., 2015).

2.5 Desertificação frente aos cenários das mudanças climáticas

Além da pressão populacional sobre os recursos ambientais e as práticas de exploração agrícola não sustentáveis, Amiraslani *et al.* (2011) afirmam que as mudanças e incertezas climáticas podem expandir as áreas propícias ao processo de desertificação nos próximos anos, acarretando sérios problemas futuros na produção de alimentos e adensamentos das áreas urbanas.

De acordo com o CGEE (2014), o clima regional ou local é afetado pelas interações da superfície terrestre com a atmosfera, bem como, pelas mudanças no uso da terra e água, o que se reflete em alterações na evapotranspiração dessas áreas. A melhoria da compreensão da relação entre o clima local/regional e as mudanças no uso da terra e água é necessária para o desenvolvimento das respostas de adaptação integradas. Sobre isto, o Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas alerta que as mudanças na precipitação, temperatura e, conseqüentemente, evaporação afetarão a dinâmica das águas superficiais e a recarga nos aquíferos, interferindo, assim, na disponibilidade de águas subterrâneas (IPCC, 2012; KUNDZEWICZ et al., 2007).

Diversos autores (MARENGO e SOARES, 2005; MARENGO e VALVERDE, 2007; TOMASELLA et al., 2009; NÓBREGA et al., 2011) ao estudarem as projeções de mudanças climáticas para o Brasil, identificaram aumento da temperatura planetária e alteração na distribuição e volume das chuvas nas últimas décadas. Os resultados destes trabalhos apontam para um cenário climático favorável à expansão das áreas suscetíveis à desertificação.

Neste sentido, as pesquisas sobre desertificação associada com os cenários das mudanças climáticas se intensificaram. Pesquisadores analisam a influência do clima nas áreas já consideradas de risco de desertificação, e principalmente nas áreas de entorno. Alguns trabalhos já confirmam expansão dessas áreas, bem como, a variabilidade do risco de desertificação, onde algumas áreas que apresentavam risco baixo passaram a ter risco moderado e até mesmo alto.

A aplicação de técnicas de modelagem, com dados referentes às alterações da temperatura, precipitação e evapotranspiração fornecidos pelos modelos climáticos globais e regionais, permite a elaboração de novos cenários de áreas susceptíveis à desertificação, o que possibilita um alerta para as áreas que apresentariam potencial de risco de desertificação. Desta forma, antecipar tomadas de decisão que proporcionem uma adequação do uso das terras que se encontram neste estado.

Sobre isto, Wang et al. (2009), ao simularam os efeitos de sete cenários de mudanças climáticas sobre as terras em desertificação em zonas áridas e semiáridas na China, mostraram que em algumas regiões ocorrerá uma desaceleração no processo, mas que na maior parte das áreas ocorrerá um avanço deste processo.

No Brasil, estudos de avaliação dos impactos das mudanças climáticas colocam a região nordeste do Brasil em estado de alerta (IPCC, 2012). Os cenários de aumento de temperatura e diminuição de precipitação torna a região uma das mais vulneráveis no Brasil. Souza e Oyama (2011) afirmam que a vulnerabilidade do bioma caatinga aos efeitos das mudanças climáticas representa um forte fator de pressão para a desertificação na região.

Santos e Galvêncio (2013) mapearam as áreas com suscetibilidade à desertificação em 30 municípios do estado de Pernambuco, posteriormente projetaram um panorama de susceptibilidade para o ano de 2050 com base no cenário otimista B2 de mudanças climáticas. Os resultados revelaram, para as projeções de 2050, uma expansão nas áreas consideradas de média susceptibilidade e uma diminuição nas áreas de baixa susceptibilidade.

Guimarães et al. (2016) estudaram as projeções das mudanças climáticas na região nordeste para os anos de 2079 – 2099, utilizando os modelos climáticos globais CMIP5 e os modelos climáticos regionais CORDEX. Para ambos os modelos as projeções apontaram aumento da temperatura de 2,1°C e 4°C, aumento de 15% na evapotranspiração com relação ao clima presente, e as projeções para precipitação foram inconclusivas devido ao espalhamento entre o conjunto de simulações. O índice de aridez projetado teve valores baixos na maior parte das áreas, sugerindo uma tendência no aumento da aridez, ou seja, do risco alto de desertificação no Nordeste brasileiro.

Resultados semelhantes foram encontrados por Vieira et al. (2015), ao estudar as áreas com potencial de risco de desertificação na região Nordeste. Os autores identificaram áreas de risco para o clima presente, ano 2000 e 2010, e simularam cenários para o clima futuro, ano 2040. Os resultados encontrados mostram um aumento de 0,4% na classe de alta susceptibilidade à desertificação, já para as classes baixa e moderada diminuíram 0,2%. O maior avanço da susceptibilidade foi sobre as áreas cobertas pela mata atlântica que pode estar associado à maior taxa de desmatamento que, atualmente, vem sendo ocasionado pelo avanço da agricultura.

2.5.1 Os Modelos Climáticos Globais (MCG) e Regionais (MCR) para a cenarização

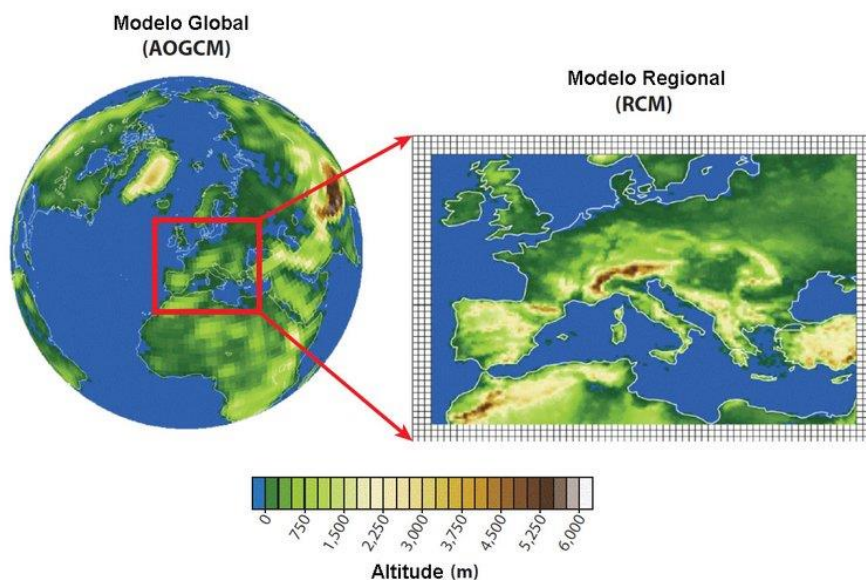
Os modelos climáticos globais (GCMs), sigla em inglês, conforme Figura 5, são baseados nos princípios físicos da dinâmica dos fluidos e termodinâmica e têm origem na previsão numérica do tempo. Estes modelos descrevem as interações entre a atmosfera, os

oceanos e uma descrição básica da superfície da terra. Por vezes, os GCMs podem ser referidos conjuntamente Atmosfera-Oceano Modelo Climático Global (AOGCM) (CHOU et al., 2012).

Os modelos climáticos regionais (RCM), sigla em inglês, conforme Figura 5, têm maior resolução numa área limitada. Os RCMs são modelos numéricos de previsão do clima para uma região, normalmente são determinados a partir de um modelo climático global. Possuem resoluções horizontais da ordem de dezenas de quilômetros, utilizando os GCMs para definição das condições iniciais, condições-fronteira variáveis no tempo e condições-fronteira na superfície. Incluem o efeito dos gases de efeito de estufa e forçamento por aerossóis. São determinados de forma estatística ou dinâmica.

De acordo com o Primeiro Relatório de Avaliação Nacional (RAN1) do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas, nos últimos anos, os modelos climáticos GCMs e RCMs têm tido grandes avanços, principalmente em termos da representação de processos e fenômenos críticos para estudo das mudanças climáticas globais. Parte do avanço vem do aumento da resolução espacial e da inclusão de controles climáticos provenientes de novas componentes do sistema e da interação entre elas (PBMC, 2013).

Figura 5. Domínio RCM incorporado em uma grelha GCM



Fonte: Giorgi e Gutowski, 2015.

Atualmente existem disponíveis para análises de impactos das mudanças climáticas no projeto CMIP5 (Coupled Model Intercomparison Project), 28 modelos de

centros de pesquisa em modelagem climática global, com variações dos mesmos que totalizam 61. Neste sentido, para escolha do modelo, Giorgi e Gutowski (2015) sugerem levar em consideração a representação do clima presente, o espalhamento da precipitação e temperatura projetada sobre toda a região. Esta seleção permite ao mesmo tempo identificar os modelos mais adequados segundo a característica de interesse, bem como eliminar aqueles que não conseguem representar o clima presente.

2.5.2 Modelo Regional ETA/CPTEC

O modelo Eta desenvolvido por Pisnichenko e Tarasova (2009) reproduzia os padrões de precipitação sobre o continente, apesar da subestimativa durante o verão. Uma nova versão do modelo, o Eta-CPTEC, foi desenvolvida (PESQUERO et al., 2010a) em 1996, sob encomenda do Ministério da Ciência e Tecnologia para apoiar a elaboração da Segunda Comunicação Nacional (BRASIL, 2010). Tem sido constantemente testado e aperfeiçoado para o continente da América do Sul (PESQUERO et al., 2010a; MESINGER et al., 2012; CHOU et al., 2012; MARENGO et al., 2012). A dinâmica do modelo Eta é baseada em coordenadas verticais (MESINGER, 1984) e é operado em pontos de grade, com resolução horizontal de aproximadamente 20km.

A versão Eta-CPTEC inclui o aumento dos níveis de concentração de CO₂ segundo o cenário de emissão, variação diária do estado da vegetação ao longo do ano, que são características importantes para estudo em integrações de mudanças climáticas e que são algumas das características que distinguem a versão Eta-CPTEC do Eta-CCS. O modelo atmosférico de mudanças regionais de clima ETA/CPTEC é um modelo em ponto de grade originalmente do National Centers for Environmental Prediction (NCEP) (BLACK, 1994). Na horizontal, é utilizada a grade E de Arakawa, e a coordenada vertical é a coordenada h (MESINGER, 1984), definida por:

$$\eta = \left[\frac{(p - p_t)}{(p_s - p_t)} \right] \cdot \left[\frac{(p_r(Z_s) - p_t)}{(p_r(0) - p_t)} \right]$$

Equação (1)

em que p é a pressão atmosférica, os índices s e t se referem à superfície e ao topo da atmosfera, respectivamente, o índice r se refere ao valor da pressão de uma atmosfera de

referência e Z_s é a altitude da superfície. O domínio do modelo abrange boa parte da América do Sul.

O modelo Eta-CPTEC foi utilizado para produzir a regionalização do cenário A1B fornecido pelo modelo HadCM3, em 4 versões de perturbação do modelo global. Nesta nova versão do modelo foi incluída a incerteza das condições de contorno provenientes dos 4 membros do cenário A1B do modelo HadCM3. O modelo regional foi integrado na resolução horizontal de 40 km, para os períodos de 1961-1990 (CHOU et al., 2012) e os cenários futuros em 3 períodos de 30 anos, de 2011-2040, 2041-2070 e 2071-2100 (MARENGO et al., 2012). O clima presente reproduzido pelo Eta-CPTEC mostrou boa concordância com as observações disponíveis de temperatura e precipitação, e com a circulação de altos e baixos níveis dos dados de reanálises (CHOU et al., 2012).

As últimas versões do modelo Eta/CPTEC foram aninhadas com dois Modelos Climáticos Globais (GCMs), considerando dois cenários de Caminhos de Concentração Representativa (RCPs), resultando em quatro conjuntos de simulações de *downscaling*. O HadGEM2-ES (MARTIN et al., 2011; COLLINS et al., 2011) e o MIROC5 (WATANABE et al., 2010) com dois cenários de RCPs, o RCPs 4.5 e o 8.5. Para Chou et al. (2014), o Eta-HadGEM é mais sensível ao aumento dos gases de efeito estufa em comparação com as simulações Eta-MIROC5. A autora afirma que, enquanto no curto prazo, 2011-2040, o Eta-MIROC5 atinge um aquecimento de cerca de 1,5 °C e 2 °C, o aquecimento das simulações Eta-HadGEM atingem cerca de 4 °C. As simulações Eta conduzidas pelo MIROC5 produzem mais precipitação do que HadGEM2-ES.

Os cenários das forçantes radiativas (*Representative Concentration Pathways* - RCPs) foram adotadas no Relatório de Avaliação 5 (AR5) do Painel Intergovernamental em Mudanças Climáticas (IPCC, 2013), que outrora era baseado em cenários de emissões (Cenários do *Special Report on Emission Scenarios* – SRES). No caso da nova tipologia de cenários, os RCPs foram selecionados e definidos como forçante radiativa total, a qual representa uma medida das emissões de gases estufa em Watts/m² (Tabela1).

Tabela 1. Sumário dos Caminhos de Concentração Representativos

Cenário	Descrição
RCP 8.5	Caminho crescente da força radioativa levando a 8.5 W/m ² em 2100
RCP 6.0	Estabilização em 6 W/m ² após 2100
RCP 4.5	Estabilização em 4.5 W/m ² após 2100
RCP 3.0 PD2	Pico na forçante em ~ 3W/m ² antes de 2100 e declínio

Fonte: Moss et al., 2008.

2.5.3 Fator de Mudança ou Abordagem Delta de Variação

O método de perturbação, fator de mudança ou abordagem delta de variação é um dos métodos básicos para elaboração de cenários (Prudhomme et al., 2002). Na sua versão mais simples, o método baseia-se em determinar as diferenças entre o período de controle, o qual corresponde ao período histórico, e os períodos de simulação futuros na forma de Fatores de Variação (FV). Uma vez que estas diferenças são identificadas, elas são aplicadas ao período observado apenas adicionando ou multiplicando o FV à média climática.

A aplicação desta técnica para Precipitação e Temperatura pode ser utilizada para redução do número de cenários a serem utilizados na avaliação de impactos em um dado setor. Com um número mais reduzido de cenário pode-se focar mais intensamente nas estratégias de adaptação, ao invés da caracterização da incerteza dos cenários climáticos e impactos associados. Neste caso, uma quantidade menor de cenários, variando em características para cada tipo de decisão a ser tomada é de maior utilidade (GROVES e LEMPERT, 2007).

2.6 O geoprocessamento na avaliação das áreas de risco desertificação

Geoprocessamento é definido como o conjunto de ferramentas e tecnologias, também conhecidas como “geotecnologias”, utilizadas para coleta, análise e distribuição de informações com referência geográfica. Dentre as geotecnologias pode-se destacar o SIG (Sistema de Informação Geográfica), a cartografia digital, o sensoriamento remoto, entre outros (ROSA, 2005).

A aplicação das geotecnologias possibilitou significativos avanços nas pesquisas relacionadas à causa, impacto e tendência à degradação de terras/desertificação. A integração

dessas técnicas e ferramentas permite identificar as características dos agentes modificadores do espaço, de forma rápida, atualizada, precisa e objetiva. Além de reconhecer, mapear, monitorar, estimar a extensão e a intensidade das alterações na paisagem provocadas por ações antrópicas, contribuindo para o monitoramento presente e futuro dos fenômenos analisados (GEERKEN et al., 2004).

Neste sentido, existem inúmeros satélites comerciais em órbita, com diferentes características multiespectral, de resolução e periodicidade que possibilitam uma abordagem multiescalar e multissensor, em uma perspectiva rápida e econômica, até mesmo de áreas de mais difícil acesso, além de tornar as geotecnologias ideais para avaliar o ambiente, e aumentar a acurácia dos estudos de desertificação.

Por exemplo, para o mapeamento e monitoramento de áreas em uma escala regional são utilizadas imagens de resolução espacial média (Landsat, Spot e CBERS); para os estudos que exijam uma escala mais detalhada destacam-se os de alta resolução espacial (Ikonos, RapidEye e Geoeye). Além disso, dados meteorológicos e modelos digitais do terreno, provenientes do SRTM são de grande utilidade para esse tipo de análise, por conter informação de grande relevância para entender o problema como um todo (SOUSA JÚNIOR et al., 2006).

Diversos trabalhos foram elaborados aplicando as técnicas de geoprocessamento, contribuindo para o tema desertificação, tanto na linha de identificação e avaliação dos processos de degradação da terra, quanto no monitoramento da evolução desses processos e na modelagem do processo por meio de métodos que visam estimar a tendência de evolução.

Dentre os estudos que seguem a vertente da identificação de áreas de desertificação, os autores Kasimu e Tateishi (2010) utilizaram imagens do sensor MODIS do ano de 2008 para mapear a dinâmica da vegetação na região de Xinjiang, na China. Com dados orbitais de índices de vegetação (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*), índices de água (NDWI - *Normalized Difference Water Index*) e índices de solo (NDSI - *Normalized Difference Soil Index*), aplicaram o algoritmo de classificação árvore de decisão C4.5 para gerar o mapa de cobertura da terra, e posteriormente identificar as áreas de risco de desertificação.

Os autores Badreldin et al. (2014), com o objetivo de monitorar a mudança da desertificação no Egito e avaliar tendências da variação da cobertura da vegetação em

estações chuvosas e secas de diferentes anos, utilizaram dados do produto do sensor MODIS, índice de vegetação ajustado ao solo (SAVI, *sigla em inglês*) e dados climáticos. Com o mesmo objetivo de monitorar áreas degradadas, Liu et al. (2005) propõem estudar a desertificação em larga escala aplicando técnicas de sensoriamento. Para isto, utilizaram cinco indicadores de desertificação, a saber: índices de vegetação, de solo, albedo, temperatura de superfície e temperatura da vegetação para as datas 1995 e 2001, aplicaram o classificador árvore de decisão e definiram em cinco níveis de risco de desertificação a área estudada.

Os primeiros estudos da aplicação do sensoriamento remoto com a desertificação no Brasil tiveram início em 1979, com Lombardo e Carvalho (1979). Os autores utilizaram imagens Landsat, do período de 1973 e 1976 de épocas diferentes (seca e chuvosa) para delimitar as áreas desertificadas e determinar os diferentes graus de risco à desertificação na região de Xique-Xique, interior da Bahia. Nascimento (2009) integrou dados de imagens do satélite TM Landsat-5 e ETM + Landsat-7 com dados de solos, meteorológicos, cobertura vegetal, e índice de aridez, para identificar e mapear áreas degradadas e susceptíveis à desertificação na Bacia Hidrográfica do Acaraú, na região nordeste do Brasil.

Souza et al. (2013) utilizaram o NDVI derivado de uma sequência de imagens do satélite Landsat TM dos anos 1989, 1999 e 2009 para estimar a tendência do aumento da degradação de áreas em desertificação no município de Ouricuri – Pernambuco. Para a classificação das áreas degradadas foi aplicado o método de árvore de decisão, com o algoritmo C4.5, e para extrapolação de uma imagem do ano de 2019 foi utilizado algoritmos de regressão linear nos dados de NDVI das imagens de 1999 e 2009. Os resultados mostraram um aumento da classe solo exposto e área degradada para os anos estudados.

2.6.1 O sensor MODIS: produtos de índices espectrais de vegetação

O sensor MODIS é um dos instrumentos das plataformas Terra e Aqua projetado para aplicações em estudos da atmosfera, continente e oceano. Entre as qualidades dos produtos MODIS, encontram-se: i) alta resolução temporal, produzindo imagens da mesma área a cada dois dias; ii) grande sensibilidade radiométrica, de 12 bits, que detalha os alvos captados pelo sensor do satélite; iii) multiespectral, com 30 bandas divididas entre as faixas do visível e do infravermelho (intervalo de 0,4 μm a 14,4 μm) do espectro eletromagnético. Outras qualidades estão destacadas na Tabela 2.

Tabela 2. Características técnicas gerais do sensor MODIS.

Item	Descrição
Taxa de varredura	20 rpm, ortogonal a órbita
Cobertura de repetição do satélite	Diária, ao norte da latitude de 30° e a cada dois dias, latitudes inferiores a 30°
Cobertura de imageamento do sensor	55°, 2330 km ("scans" contínuos do nadir no Equador
Precisão radiométrica do sensor	5% absoluto, < 3 µm; 1% Absoluto; > 3 µm; 2% de reflectância
Quantização do sensor	12 bits
Faixa de dados do satélite	6,2 Mbps (média), 10,8 Mbps (dia), 2,5 Mbps (noite)
Potência do satélite	162, 5 W (média para uma órbita), 168 W (pico)
Telescópio	17,78 cm diâmetro, sem eixo único, focos separados, com planos de desvio intermediários
Tamanho	1,0 x 1,6 x 1,0m
Peso	228,7 kg
Quantização	12 bits
Resolução espacial	250 m (bandas 1 - 2) 500 m (bandas 3 - 7) 1000 m (bandas 8 - 36)
Vida útil	6 anos

Fonte: Adaptado de Soares et al. (2007).

Muitas melhorias foram adicionadas às imagens do sensor MODIS, desde a qualidade dos detectores no sistema de imageamento, ao aumento do número de bandas espectrais e no avanço do processamento dos dados com algoritmos específicos para a geração de produtos de alta qualidade com correções geométricas, atmosférica e radiométrica. No entanto, o principal avanço na área de sensoriamento remoto seria a disponibilização gratuita dos produtos MODIS, desde fevereiro de 2000 até o momento. No total, são 44 produtos do LP DAAC (*Land Processes Distributed Active Archive Center*), pertencente ao EOS da NASA, em forma de quadrantes que cobrem uma área geográfica de 10° x 10° de latitude/longitude (1200 km por 1200 km), no formato HDF (*Hierarchical Data Format*) e na projeção cartográfica sinusoidal.

Os produtos MODIS também vêm acompanhados da informação de confiabilidade do pixel (*pixel reliability*), o que permite ao usuário fazer uma análise da qualidade de cada pixel da composição (LATORRE et al., 2007). Além disso, a disponibilização rápida e ininterrupta das imagens MODIS permite análises regulares da vegetação em nível global, incluindo a avaliação de aspectos fenológicos da vegetação e a detecção de mudanças de uso e cobertura do solo (HUETE et al., 2002). A estreita correlação

entre a dinâmica espacotemporal da vegetação e os Índices de Vegetação corrobora o potencial dos mesmos no monitoramento da cobertura vegetal sobre extensas áreas.

Os produtos do MODIS são divididos em três classes: terrestres, oceânicos e atmosféricos. A classe terrestre MODLAND contém o produto MOD13Q1 que são os índices de vegetação, Índice de Vegetação Realçado (EVI, *sigla em inglês*) e Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI, *sigla em inglês*), produzidos globalmente na resolução espacial 250 m, 500 m e 1 km, em imagens compostas de 16 dias, além de 18 camadas descritas na Tabela 3. Essas composições consistem dos pixels de alta qualidade radiométrica, geométrica (WOLF et al., 2002) e mínima presença de nuvens e aerossóis (JUSTICE et al., 2002).

Tabela 3. Especificações das camadas do MOD13Q1

Conjunto da Dados (camadas HDF)	Unidade	Faixa Válida	Multiplicar pelo fator de escala
250m 16 days NDVI	NDVI	-2000, 10000	0.0001
250m 16 days EVI	EVI	-2000, 10000	0.0001
250m 16 days VI Quality detailed QA	Bits	0, 65534	-
250m 16 days red reflectance (Band 1)	Reflectância	0, 10000	0.0001
250m 16 days NIR reflectance (Band 2)	Reflectância	0, 10000	0.0001
250m 16 days blue reflectance (Band 3)	Reflectância	0, 10000	0.0001
250m 16 days MIR reflectance (Band 7)	Reflectância	0, 10000	0.0001
250m 16 days view zenith angle	Graus	-9000, 9000	0.01
250m 16 days sun zenith angle	Graus	-9000, 9000	0.01
250m 16 days relative azimuth angle	Graus	-3600, 3600	0.1
250m 16 days composite day of the year	Dia Juliano do ano	1, 366	-
250m 16 days pixel reliability summary QA	Rank	0, 3	-

Fonte: JUSTICE et al. (2002).

Segundo Rosa (2005), as características que os produtos do MOD13 garantem uma melhor informação espectral dentro do período de tempo, o que favorece a obtenção de imagens com menores influências atmosféricas e ruídos. Estas características combinadas com sua periodicidade fazem desses produtos uma poderosa ferramenta para os estudos da

vegetação. O NDVI é bastante utilizado na identificação e monitoramento de áreas com risco de desertificação de desertificação (KASIMU et al., 2010; SOUZA, 2013).

O NDVI foi definido por ROUSE et al. (1974) como a quantidade obtida através da razão, diferença, ou outra transformação espectral de dados, para a representação das características da cobertura vegetal. O mesmo autor define o NDVI pela equação:

$$NDVI = \frac{P_{Nir} - P_{Red}}{P_{Nir} + P_{Red}}$$

Equação (2)

Onde: P_{Nir} , P_{Red} e referem-se a reflectância no infravermelho próximo e no visível, respectivamente.

Segundo Moreira (2003) e Ponzoni, et al. (2007), o valor de NDVI próximo a 1 caracteriza uma vegetação verde e sadia mostrando um evidente contraste entre a região do visível (vermelho) e infravermelho próximo e quanto maior for este contraste, haverá maior vigor da vegetação na área imageada. Este é o princípio em que se baseiam os índices de vegetação que combinam a informação espectral nestas duas bandas do espectro eletromagnético.

Em geral, o NDVI é mais sensível aos pigmentos que participam dos processos fotossintéticos e que são responsáveis pela absorção da radiação solar na banda do vermelho, principalmente ao conteúdo da clorofila (GITELSON et al., 1996; RISSO et al., 2012). O NDVI também é mais sensível aos espalhamentos e absorções atmosféricas (JUSTICE et al., 2002), e às condições do brilho de fundo do dossel. No entanto, apresenta baixa sensibilidade às variações no aumento da biomassa vegetal a partir de uma determinada fase de crescimento das plantas, e problemas de saturação em áreas densamente vegetadas (FERREIRA et al., 2008).

Como proposta para solucionar essas limitações do NDVI, alguns autores têm utilizado o Índice de Vegetação Realçada (EVI, *sigla em inglês*) como alternativa. O EVI foi desenvolvido por Huete et al. (1997), é uma variação do NDVI aprimorada quanto a correções de influências atmosféricas e do solo. Os autores definiram o EVI pela equação:

$$EVI = \frac{G(P_{Nir} - P_{Red})}{L + P_{Nir} + C_1 P_{Red} - C_2 P_{Blue}}$$

Equação (3)

Onde:

P_{Nir} = valores de reflectância para o infravermelho próximo, P_{Red} = valores de reflectância para o vermelho, P_{Blue} = valores de reflectância para o azul e os valores para as constantes $G = 2.5$, $L = 1$, $C_1 = 6$ e $C_2 = 7.5$ foram obtidos empiricamente.

A inserção do espectro do azul à equação original, somada às constantes desenvolvidas, tornou o índice sensível à discriminação de variações estruturais na vegetação de áreas densamente vegetadas (HUETE et al., 2002). O EVI é mais sensível à variação na estrutura do dossel, incluindo o índice de área foliar, a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (HUETE et al., 2002).

Para Latorre et al. (2007), os principais objetivos e características do MOD13 são: gerar índices de vegetação com o mínimo de interferência atmosférica, inclusive de nuvens; obter melhor resolução temporal e espacial possível; assegurar a confiabilidade dos dados adquiridos; padronizar a geometria de aquisição e iluminação das imagens; descrever e reconstruir dados de variação fenológicas; e monitorar com precisão as alterações interanuais da cobertura vegetal (Figura 6). Estas características são de ampla aplicabilidade para os estudos ambientais e viabilizam pesquisas sobre a desertificação, quando se pretende avaliar a biomassa numa escala multitemporal e sazonal.

Lobão e Silva (2013) indicaram a importância de aplicar o NDVI em imagens MODIS em uma escala multitemporal e sazonal para a análise da biomassa das áreas dominadas pelo clima tropical semiárido. As autoras aplicaram o índice em imagens MODIS, com resolução de 500 m, para toda a região semiárida da Bahia e demonstraram a sensibilidade da vegetação à ocorrência das estiagens e das precipitações pluviométricas, a confiabilidade de indicar as áreas conservadas e deterioradas e a dinâmica da biomassa.

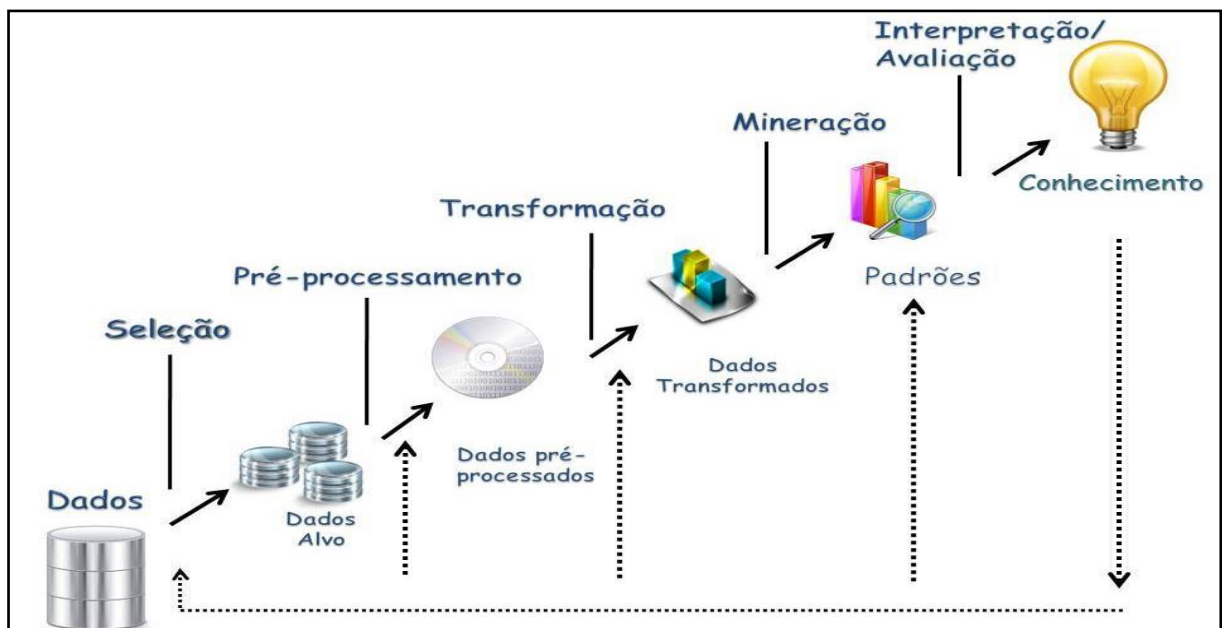
2.7. Mineração de Dados: técnicas utilizadas

O constante crescimento do volume de dados nas mais diversas áreas do conhecimento tem impulsionado e exigido da comunidade acadêmica o desenvolvimento de técnicas que possibilitem a extração de informações desses dados. Neste contexto, a Descoberta do Conhecimento em Bases de Dados (*Knowledge Discovery in Databases* -

KDD) se apresenta como uma tecnologia detentora de ferramentas eficientes para transformar informações contidas em grandes volumes de dados em conhecimento útil.

A Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados é definida como um processo de identificação de padrões válidos, não conhecidos, potencialmente úteis e interpretáveis em dados armazenados (FAYYAD et al., 1996). Uma das etapas do processo de KDD é a aplicação das técnicas de mineração de dados (*data mining*, em inglês) que em muitas vezes é usada como sinônimo do KDD (HAN et al., 2011), conforme mostra Figura 6.

Figura 6. Etapas do Processo do *Knowledge Discovery in Databases* - KDD.



Fonte: Adaptado de FAYYAD et al. (1996).

As técnicas de mineração de dados associadas às técnicas de sensoriamento remoto abordam especificamente o desafio de captar padrões, processos e agentes presentes no espaço geográfico, a fim de extrair conhecimento específico para entender a dinâmica ou para tomar decisões referentes a um conjunto de temas relevantes, tais como: mudança na terra, variações climáticas e estudos de biodiversidade. Segundo Silva, Câmara e Escada (2008), os eventos como padrões de desmatamento, monitoramento agrícola, correlações de mudança climática e dinâmica de biodiversidade são exemplos de conhecimentos contidos em repositórios de imagens de sensoriamento remoto.

2.7.1 Classificação

Dentre as várias tarefas da mineração de dados, está classificação, que se baseia na construção de modelos (funções) que descrevam e distingam classes ou conceitos, com o intuito de aplicá-los para predizer classes de objetos que ainda não foram classificados (HAN et al., 2011). A classificação é utilizada quando o objetivo da predição for um valor discreto (alfanumérico), tais como “sim” ou “não”, ou também como “alto”, “médio” e “baixo”.

A aplicação da classificação em sensoriamento remoto é bastante difundida. A classificação é definida como o processo que permite relacionar em uma mesma classe de respostas espectrais similares dos pixels que compõem a imagem. Segundo Novo (2010) a classificação de imagens digitais pode ser supervisionada ou não supervisionada, isto dependerá do grau de intervenção do especialista. Ambas as técnicas geram regras de decisão para que o classificador associe um determinado pixel a uma determinada classe ou regiões de similaridade de níveis de cinza (MOREIRA, 2011).

A classificação supervisionada é aquela onde as classes são definidas *a priori*. Para aplicação da classificação supervisionada é necessário ter algum conhecimento prévio sobre as classes na imagem, e essas amostras predefinidas, são usadas pelos algoritmos de classificação na alocação das demais amostras e as relaciona a uma determinada classe (CUNHA, 2009). Os classificadores supervisionados são: paralelepípedo, distância mínima, máxima verossimilhança, mapeamento por ângulo espectral, árvores de decisão, redes neurais e *Support Vector Machines* (SVM), dentre outros.

Monard et al. (2002) afirmam que uma das formas de extrair regras de classificação é através da modelagem por árvore de decisão, técnica de aprendizado orientada ao conhecimento, em que o interesse principal consiste em obter descrições simbólicas que sejam de compreensão fácil e utilização por meio de modelos mentais. Esta técnica tem sido cada vez mais utilizada na classificação de imagens, tanto pelos bons resultados obtidos, como pela visualização de padrões através de regras de decisão.

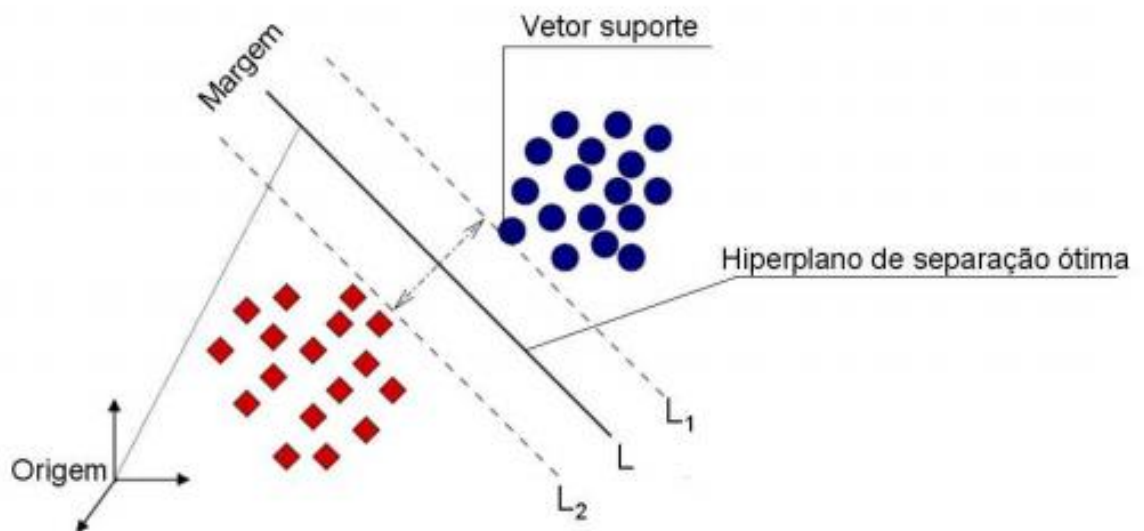
Nonato e Oliveira (2013) aplicaram as técnicas de mineração de dados no processo de classificação e identificação de áreas de cultivos de cana-de-açúcar. Os autores utilizaram a modelagem de árvore de decisão, por meio do algoritmo C4.5 em dados de imagens orbitais do satélite Landsat 5/TM e encontraram resultados com taxas acerto superiores a 90%, mostrando o forte potencial da técnica para esta abordagem.

Outro classificador com grande potencial para aplicações em imagens de sensoriamento remoto é o Máquinas de Vetores de Suporte (SVM, *sigla em inglês* para *Support Vector Machines*). O SVM consiste em uma técnica computacional fundamentada nos princípios da Minimização do Risco Estrutural (SRM, *sigla em inglês*), para aprendizado em problemas de reconhecimento de padrão (VAPNIK, 1999).

De acordo com Vapnik (1999), o SVM tem como objetivo obter um equilíbrio entre esses erros, minimizando o excesso de ajustes com respeito às amostras de treinamento (*overfitting*) e aumentando consequentemente a capacidade de generalização. Assumindo que as amostras de treinamento das duas classes são linearmente separáveis, a função de decisão mais adequada é aquela para a qual a distância entre os conjuntos das amostras de treinamento é maximizada.

Neste contexto, a função de decisão que maximiza esta separação é denominada de ótima. A separação ótima entre classes ocorre por meio de um hiperplano condicional (L), tal que este plano é orientado para maximizar a margem (distância entre as bordas, L_1 e L_2) e pelo ponto mais próximo de cada classe, como mostra a Figura 7.

Figura 7. Esquema representativo da classificação por meio de SVM.



Fonte: (MELGANI e BRUZZONE, 2004).

Smola (1999) descreve algumas características das Máquinas de Vetores de Suporte que tornam seu uso atrativo, são elas:

Alta capacidade de generalização: a eficiência de um classificador na classificação de dados não pertencentes ao conjunto de treinamento define a capacidade de generalização. Na geração de preditores por SVMs é evitado o *overfitting*, situação na qual o preditor se torna muito especializado no conjunto de treinamento, obtendo baixo desempenho quando confrontado com novos padrões.

Robustez em grandes dimensões: as SVMs são robustas diante de objetos de grandes dimensões, como, por exemplo, imagens. Comumente há a ocorrência de *overfitting* nos classificadores gerados por outros métodos inteligentes sobre esses tipos de dados.

Convexidade da função objetivo: a aplicação das SVMs implica na otimização de uma função quadrática, que possui apenas um mínimo global. Esta característica é uma vantagem sobre as Redes Neurais Artificiais, em que há a presença de mínimos locais na função objetivo a ser minimizada.

Teoria bem definida: as SVMs possuem uma base teórica bem estabelecida dentro da Matemática e Estatística.

Segundo MELGANI e BRUZZONE (2004), recentemente a SVM tem recebido particular atenção para a classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto. Esta técnica tem apresentado resultados equivalentes àqueles obtidos por outros algoritmos de aprendizado de máquina, como as Redes Neurais Artificiais (HAYKIN, 1999; PAL e MATHER, 2005), e em algumas aplicações têm se mostrado superiores, tal como na detecção de faces em imagens, categorização de textos (HEARST et al., 1998), em aplicações em Bioinformática (ZIEN et al., 2000), e em classificação de imagens de sensoriamento remoto (FOODY e MATHUR, 2004; MELGANI e BRUZZONE, 2004; NASCIMENTO et al., 2009).

A seleção de um classificador por meio do uso de SVMs está relacionada à escolha de uma função Kernel, além de parâmetros desta função e do algoritmo para determinação do hiperplano ótimo. A escolha do Kernel e dos parâmetros considerados tem efeito no desempenho do classificador obtido (Muller et al., 2001), pois eles definem a fronteira de decisão induzida. Segundo Smola et al. (2002), os Kernels devem ser matrizes positivamente definidas, isto é, a matriz K , em que $K_{ij} = K(x_i, x_j)$ para todo $i, j = 1, \dots, n$, deve ter auto-valores maiores que 0.

Os Kernels mais utilizados são os Polinomiais (que manipulam uma função polinomial cujo grau pode ser definido durante os treinamentos) os Gaussianos ou *Radial Basis Function* – RBF (corresponde a um espaço de características de dimensão infinita), e os Sigmoidais (permite que a SVM tenha o comportamento semelhante ao de uma rede *Multy Layer Perception* – MLP), apresentados na Tabela 4.

Tabela 4. Principais Kernels utilizados nas SVMs.

Tipo de Kernel	Função $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ correspondente	Comentários
Polinomial	$(\mathbf{x}_i^T \cdot \mathbf{x}_j + 1)^p$	A potência p deve ser especificada pelo usuário
Gaussiano	$\exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \ \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\ ^2\right)$	A amplitude σ^2 é especificada pelo usuário
Sigmoidal	$\tanh(\beta_0 \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + \beta_1)$	Utilizado somente para alguns valores de β_0 e β_1

Fonte: Adaptado de Haykin, 1999.

Apesar da teoria das SVMs ser antiga, com os primeiros resultados divulgados por Vapnik e Chervonenkis na década de 60 e 70, através da Teoria de Aprendizado Estatístico, sua popularização data da década de 90. As altas taxas de precisão e acurácia que atinge, sua alta capacidade de generalização aliada à sua robustez diante de dados com dimensões elevadas explicam sua larga utilização em trabalhos recentes.

Os resultados alcançados pelo classificador SVM nos campos da bioinformática e sensoriamento remoto demonstram a eficácia desta técnica, principalmente quando confrontada com grandes volumes de dados e padrões complexos (com grande dimensão). Outros métodos de Aprendizado de Máquina, quando aplicados a essas situações práticas apresentaram problemas de generalização (*overfitting*). O SVM, mesmo sendo um classificador binário na sua forma mais simples, ele pode funcionar como um classificador multiclases, através da combinação de vários classificadores binários SVM (ENVI, 2008).

Com o objetivo de classificar o uso da terra do Sistema Estuarino Albemarle-Pamlico, localizado nos Estados Unidos, SHAO e LUNETTA (2012) utilizaram o SVM em séries temporais de dados MODIS. Os autores compararam os resultados obtidos pela classificação do SVM com os resultados dos métodos das redes neurais e árvore de decisão.

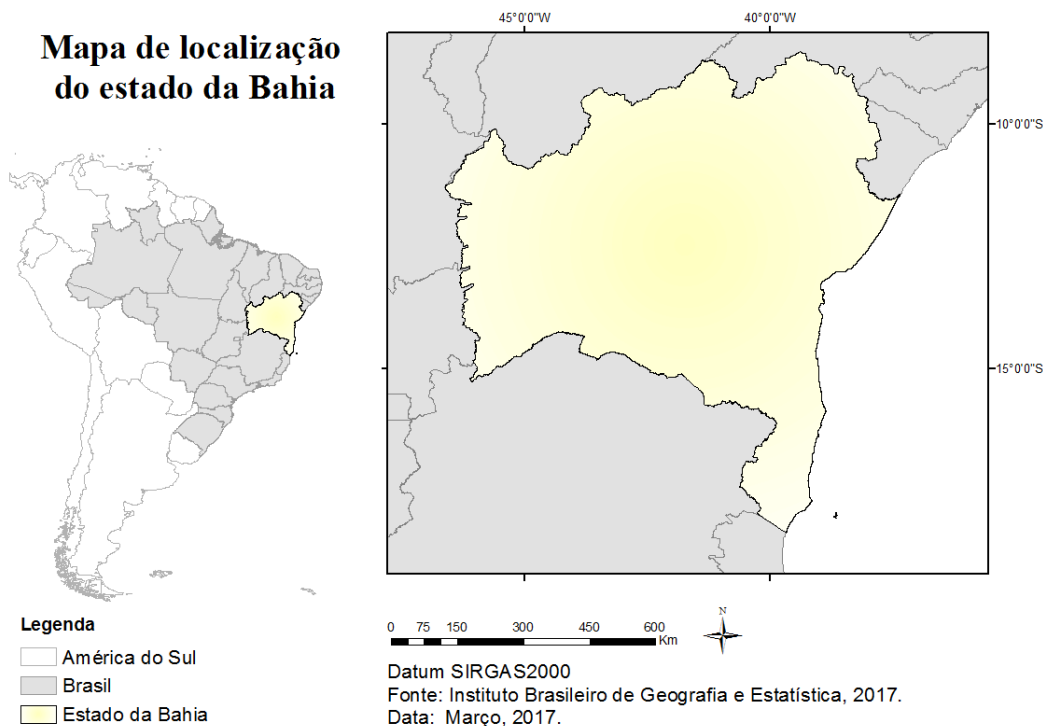
Eles constataram que o SVM apresentou maior capacidade de generalização, especialmente quando se utilizou menos amostras de treinamento. Além disso, o SVM apresentou acurácia mais elevada e melhora significativa do coeficiente Kappa (índice de concordância entre os valores observados e preditos) para toda a faixa de amostras de treinamento comparado aos outros algoritmos.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Localização da área de estudo

A área de estudo corresponde ao estado da Bahia, situado ao sul da região nordeste do Brasil, com limítrofe ao norte no município de Curaçá, divisa com Pernambuco, entre as coordenadas $-8^{\circ} 32' 00''$ de latitude e $-39^{\circ} 22' 49''$ de longitude. Ao sul, o limite extremo é no município de Mucuri, divisa com o Espírito Santo, lat. $-18^{\circ} 20' 07''$ e long. $-39^{\circ} 39' 48''$. A Leste, o ponto extremo é no município de Jandaíra, divisa com o Oceano Atlântico, lat. $-11^{\circ} 27' 07''$ e long. $-37^{\circ} 20' 37''$. O ponto extremo do Oeste é no município de Formosa do Rio Preto, divisa com o Tocantins, lat. $-11^{\circ} 17' 21''$ e long. $-46^{\circ} 36' 54''$, conforme Figura 8.

Figura 8. Mapa de localização da área de estudo



Fonte: Elaboração da autora

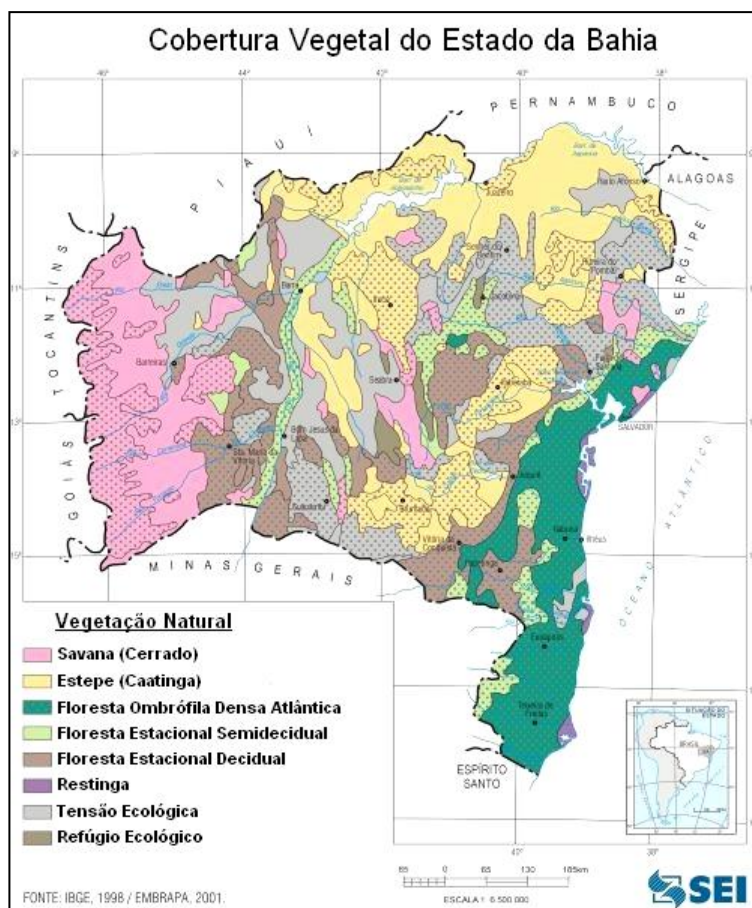
3.2 Caracterização da vegetação, relevo, solo, declividade e clima

3.2.1 Vegetação

O estado detém um imenso potencial ambiental representado principalmente pelos biomas do Cerrado, da Caatinga e da Mata Atlântica, além dos ecossistemas de restingas, lagunas e manguezais. O Cerrado destaca-se por sua rica biodiversidade e seu potencial aquífero, com destaque para a Bacia do Rio São Francisco. Nestes espaços concentram-se atualmente as mais importantes atividades agrícolas do Estado.

A Caatinga predomina na maior porção do território apresentando algumas “ilhas” de prosperidade, diversidade de paisagens e riqueza biológica ímpar. A Mata Atlântica representa cerca de 6% da área original, abrigando remanescentes da segunda maior floresta tropical úmida do Brasil, que originalmente estendia-se do Rio Grande do Norte ao Rio Grande do Sul, partindo do litoral e adentrando o território (Figura 9).

Figura 9. Mapa da Distribuição dos Ecossistemas da Bahia

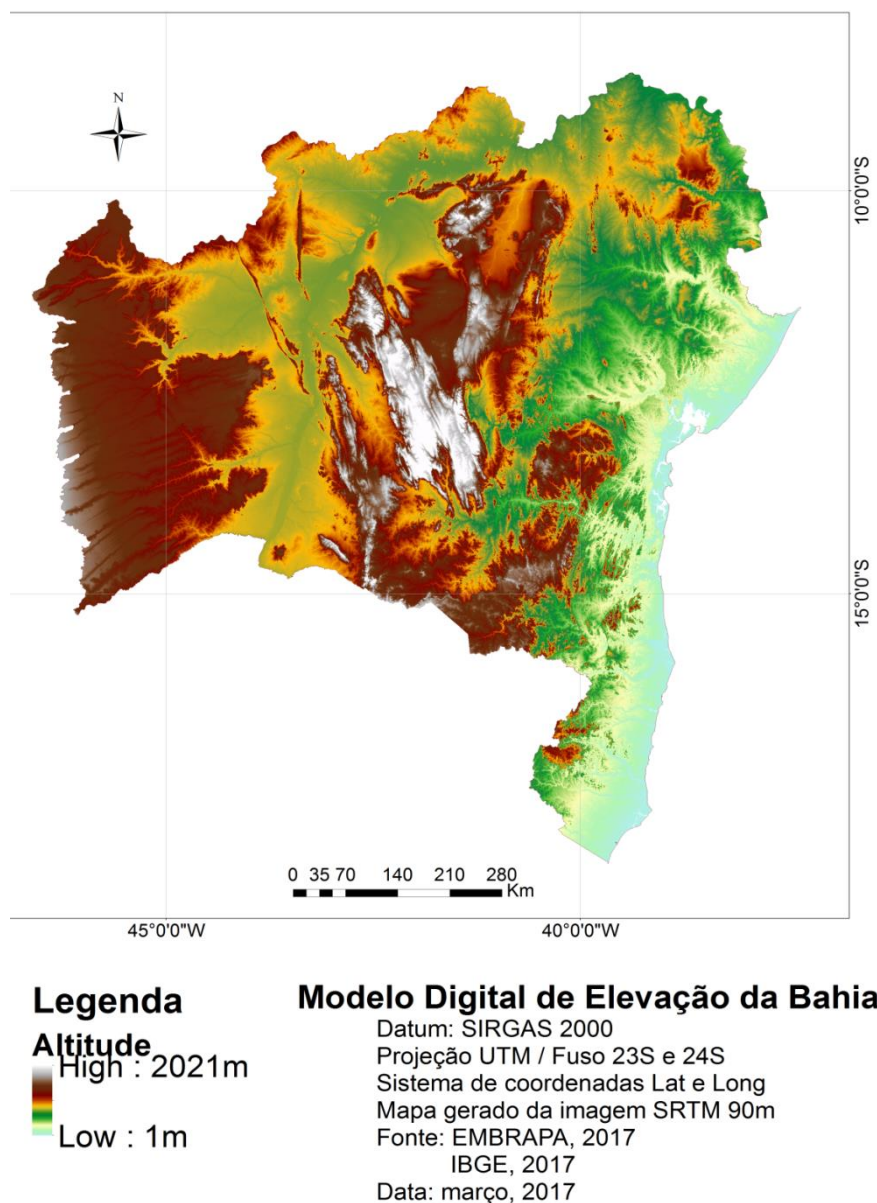


Fonte: Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia - SEI, 2007.

3.2.2 Relevo

O território da Bahia está situado na fachada atlântica do Brasil, com relevo caracterizado pela presença de planícies, planaltos, depressões e as formas tabulares e planas (chapadas, chapadões e tabuleiros). Apresenta como relevo predominante a depressão. Na região litorânea estão situadas as planícies, onde a altitude não ultrapassa os 200 metros, propiciando a formação de praias, dunas, restingas e até pântanos (Figura 10).

Figura 10. Mapa do Relevo do Estado da Bahia



Fonte: Elaboração da autora

Com características bem acentuadas, os planaltos ocupam quase todo o estado, apresentando uma série de patamares, por onde cruzam rios vindos da Chapada Diamantina, da serra do Espinhaço, que nasce no centro de Minas Gerais, indo até o norte do estado. E a própria Chapada Diamantina, de formato tabular, apresenta as áreas de maiores altitudes do território baiano, com 800 a 1200m acima do nível do mar. O planalto semiárido, localizado no sertão brasileiro, é caracterizado por baixas altitudes.

3.2.3 Classes de Solos

Na Bahia, principalmente da região semiárida do estado, os solos são o resultado da ação combinada dos seus fatores de formação, isto é, do material de origem, principalmente, do clima, do relevo, da ação dos organismos e do tempo, bem como dos seus processos de formação. Segundo Santos et al. (2006), os processos de formação promovem a distinção de horizontes pedogenéticos que se destacam entre si e em relação ao material de origem (rochas ou sedimentos).

De acordo com Sá et al. (2015), em áreas secas como a semiárida a geologia (litologia) assume destaque no conjunto de características e propriedades dos solos. As principais características relativas aos solos dessa região, em particular os desenvolvidos de rochas cristalinas, sugerem forte correlação com o material de origem e a influência do relevo.

Os solos predominantes no estado da Bahia são os Latossolos, Cambissolos, Argissolos, Neossolos, Luvissolos, Cambissolos, Chernossolos, Espodossolos, Gleissolos, Organossolos, Planossolos e os Vertissolos (SANTOS et al., 2013).

Latossolos

São solos que apresentam boa permeabilidade, profundidade superior a 1,50 m, boa drenagem, porosos e muito porosos, sendo assim classificados como potencialmente irrigáveis. Possuem boas condições físicas para desenvolvimento das plantas e em sua grande maioria estão localizados em relevo plano, propiciando a mecanização, portanto, se prestando para o uso na agricultura, e quando em presença de água pode permitir a utilização da irrigação.

Quanto às propriedades químicas, apresentam limitações, pois sua saturação por bases é baixa e a saturação com alumínio é alta e a capacidade de retenção de nutrientes é

baixa, requerendo para sua utilização com agricultura a adição de corretivos e adubos. Possui horizonte superficial pouco espesso e com baixos teores de matéria orgânica.

Os Latossolos Amarelos e Vermelho-Amarelos apresentam textura predominantemente média a argilosa e uniforme ao longo do perfil e possuem baixa capacidade de troca de cátions. São, predominantemente, ácidos e quimicamente pobres. Por apresentar grande profundidade efetiva, com boa retenção e disponibilidade de água e relevo plano ou suave em que ocorrem, podem ser considerados de baixo risco de desertificação (SÁ et al., 2015).

Cambissolos

São solos que apresentam horizontes pouco evoluídos possuindo uma drenagem que varia de fortemente até imperfeitamente. São medianamente profundos a rasos, com exceção dos latossólicos, que são profundos, de moderadamente a bem drenados, praticamente neutros e de baixa relação textural, de cor bruna ou bruno-amarelada, de alta a baixa saturação por bases e atividade química da fração coloidal.

Possuem quantidade de minerais primários facilmente decomponíveis superiores a 4% e geralmente fragmentos de rochas na massa do solo, relação silte/argila normalmente maior que 0,8%. O horizonte B incipiente tem textura franco-arenosa ou mais argilosa e o solum, geralmente, apresenta teores uniformes de argila, podendo ocorrer ligeiro decréscimo ou um pequeno incremento de argila do horizonte A para o Bi. A estrutura do horizonte Bi pode ser em blocos, granular ou prismática, havendo casos, também, de solos com ausência de agregados, com grãos simples ou maciços (SANTOS et al., 2013).

Argissolo Vermelho-Amarelo

São solos medianamente profundos a profundos, moderadamente a bem drenados, tendo horizonte B textural com textura média a argilosa, de cores vermelhas a amarelas, abaixo de um horizonte A ou E, de cores mais claras e textura arenosa ou média, com baixos teores de matéria orgânica. Apresentam perfis bem diferenciados, com sequência de horizontes A, Bt e C. A transição entre os horizontes A e Bt é clara, abrupta ou gradual.

Apresentam argila de atividade baixa e saturação por bases variável. São moderados a fortemente ácidos, de baixa fertilidade natural e a transição do horizonte A para o Bt ocorre desde gradual até abrupta. Estes solos apresentam horizonte A moderado, fraco ou

proeminente e geralmente textura média no horizonte A e argilosa no Bt. A maioria dos solos desta classe apresenta um evidente incremento no teor de argila, com ou sem decréscimo, do horizonte B para baixo no perfil.

Apresentam significativa diferença textural entre o horizonte A e o Bt e são de fertilidade natural média, com saturação por bases variando em torno de 80%. Em relação ao tipo de horizonte A, o mais comum é o moderado, mas também ocorrem, em menor frequência, os tipos fracos, proeminentes e chernozêmico. Esta classe compreende solos distróficos e eutróficos.

Desenvolvem-se a partir de diversos materiais de origem, em áreas de relevo plano a montanhoso. Estes solos possuem potencial agrícola quando devidamente utilizados, isto é, há necessidade de se aplicarem práticas de conservação de solos em áreas de relevo acidentado, adição de adubos para balanceamento dos nutrientes e práticas de irrigação com adoção de manejo adequado, onde ocorre falta de água (SANTOS et al., 2013).

Luvissolo Crômico

Integram esta classe os solos minerais rasos a pouco profundos, com horizonte B textural, não hidromórficos, com argila de atividade alta e saturação por bases e soma de bases altas. Com sequência de horizontes A, Bt e C, apresentando horizonte A fraco, de cor clara, pouco espesso, maciço ou com estrutura fracamente desenvolvida. São moderadamente ácidos a praticamente neutros, moderado a imperfeitamente drenados e bastante suscetíveis à erosão.

Apresentam, frequentemente, revestimento pedregoso na superfície, como por exemplo, a presença de calhaus e às vezes matacões à superfície, caracterizando o que se denomina pavimento desértico ou massa do solo e, normalmente, possuem uma crosta superficial de 5 a 10mm de espessura, além de altos teores de silte. O aproveitamento destes solos é muito limitado, principalmente pela deficiência de água. Portanto, as culturas mais resistentes a um longo período seco, como as de palma forrageira e algodão arbóreo, são as mais indicadas para a ocupação destas áreas. São altamente suscetíveis aos processos erosivos, em virtude da grande diferença textural entre o horizonte A e o horizonte Bt (SÁ et al., 2015).

Neossolos

Os neossolos litólicos geralmente são de textura arenosa e/ou média, pedregosos e/ou rochosos, muito suscetíveis à erosão, moderada a acentuadamente drenados, e ocorrem em relevo plano até montanhoso (LIMA et al., 2002). Quanto ao tipo de horizonte A, ocorre predominantemente A fraco e, em menor proporção, A moderado. Esta classe compreende solos álicos, distróficos e eutróficos (SANTOS et al., 2013). A pouca utilização agrícola destes solos decorre de vários fatores restritivos, como a baixa precipitação, pedregosidade, rochosidade, pequena profundidade, suscetibilidade à erosão e relevo frequentemente bem movimentado.

Os neossolos regolíticos integram solos moderadamente profundos a profundos, pouco desenvolvidos, arenosos e não hidromórficos. Apresentam sequência de horizontes A e C, normalmente com fragipan em alguma parte do horizonte C. A drenagem desses solos varia em função da profundidade do fragipan e da rocha.

Planossolos

Tem como característica a mudança textural abrupta do horizonte A para o Bt e normalmente com argila de atividade alta. Apresentam sequência de horizontes A, Bt e C, são pouco profundos ou rasos, imperfeitamente drenados, moderadamente ácidos e praticamente neutros. São solos muito suscetíveis à erosão com problema de encharcamento durante o período chuvoso em virtude da baixa permeabilidade do horizonte Bt. Consequentemente, ocorrem mosqueados e/ou cores de redução no topo do horizonte Bt. Apresentam erosões laminares ligeiras e moderadas, podendo-se verificar sulcos em certas áreas.

Nas regiões mais secas estes solos são mais utilizados para a pecuária com a criação extensiva de caprinos, ovinos e, em menor proporção, bovinos e, nas áreas menos secas, a criação extensiva de bovinos de corte e leite. Existem várias limitações ao uso agrícola, sendo a principal a deficiência de água. Esses solos não são recomendados para o uso com a agricultura, sendo, porém indicados para o aproveitamento com pastagens.

Vertissolos

São solos minerais, não hidromórficos, argilosos a muito argilosos, com alto conteúdo de argilo-minerais do grupo da montmorilonita, que se caracteriza por expansões e

contrações provocando fendilhamentos na massa do solo quando seco com aparecimento de superfícies de fricção ou slickensides nos horizontes subsuperficiais.

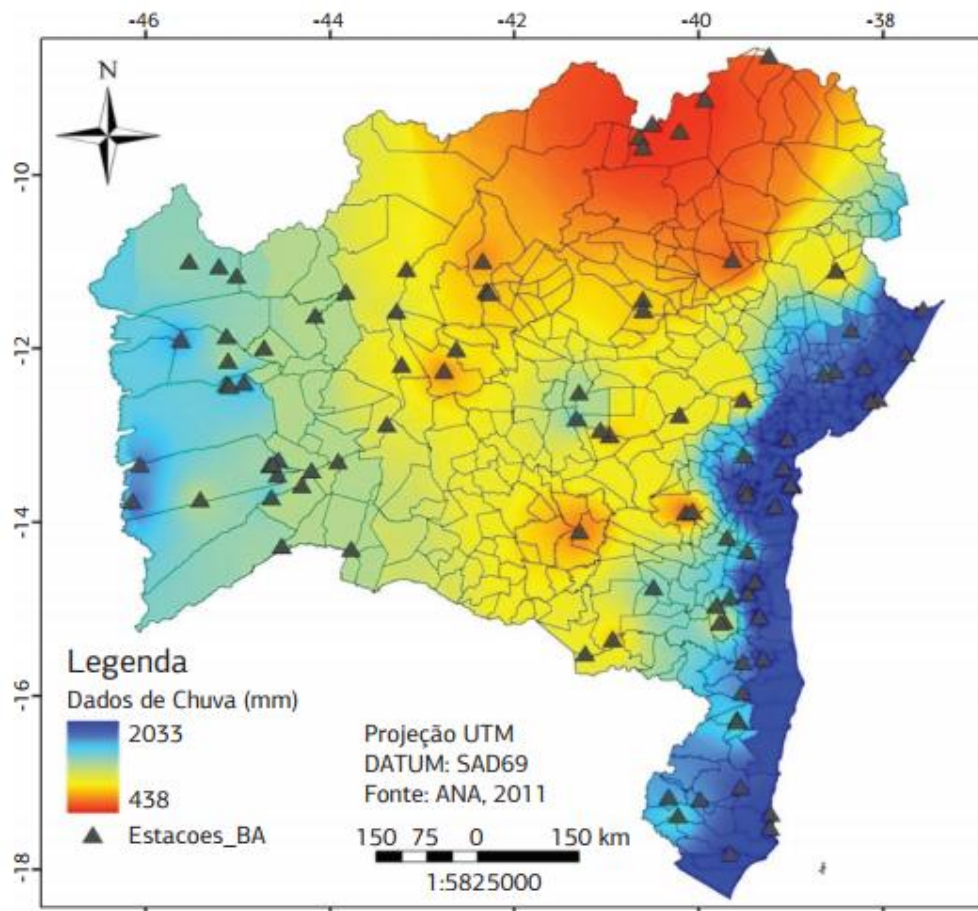
De modo geral, são solos com boa disponibilidade de nutrientes para as plantas, principalmente de cálcio, magnésio e potássio, mas geralmente possuem baixos teores de fósforo assimilável e nitrogênio, porém esse problema pode ser corrigido através de adubações complementares. Estes solos apresentam algumas limitações que restringem sua utilização, onde se destacam principalmente falta de água, drenagem imperfeita, suscetibilidade à erosão e más condições físicas.

3.2.5. Caracterização Climática

A variabilidade interanual das chuvas no estado da Bahia é influenciada principalmente pela Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), por Sistemas Frontais (SFs) associados à Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e por efeitos locais como orografia e vegetação. A atuação dos Vórtices Ciclônicos de Ar Superior (VCAS), de acordo com a posição do centro desse sistema, também exerce grande influência no volume pluviométrico da região (MOLION e BERNARDO, 2002; CAVALCANTI et al., 2009).

A análise da distribuição espacial e temporal das precipitações evidenciam a distribuição decrescente dos totais médios anuais, das extremidades leste (Planície Litorânea) e Oeste (Chapadões Ocidentais) para o interior semiárido, confirmando a ação periférica desses sistemas dinâmicos que possibilitam a existência de três regimes pluviais diferentes e a formação de cinco zonas pluviometricamente homogêneas (KOUSKY, 1979; DOURADO et al., 2013), como pode ser visto na Figura 11. Os totais médios anuais da precipitação pluvial variam de 300 a 2.000 mm, podendo ainda ultrapassar valores de 2.000 mm em algumas regiões de clima úmido.

Figura 11. Mapa pluviométrico do estado da Bahia.



Fonte: Dourado et al. (2013).

Segundo a classificação climática de Thornthwaite e Mather (1955), o estado possui cinco tipos climáticos, a saber: árido, semiárido, subúmido a seco, subúmido a úmido e úmido. A maior extensão territorial encontra-se sob o domínio do clima semiárido. Este abrange uma extensão de 388.274 km², o que corresponde a 68% do seu território. Em estudos recentes, Dourado et al. (2013) e Oliveira et al. (2014) indicam que esta região vem sofrendo com fortes variabilidades climáticas, o que favorece a expansão das áreas com risco de desertificação e potencializa a vulnerabilidade da biodiversidade do bioma Caatinga, já ameaçada com o avanço da exploração agropecuária na região (OLIVEIRA et al., 2012; BRASIL, 2016).

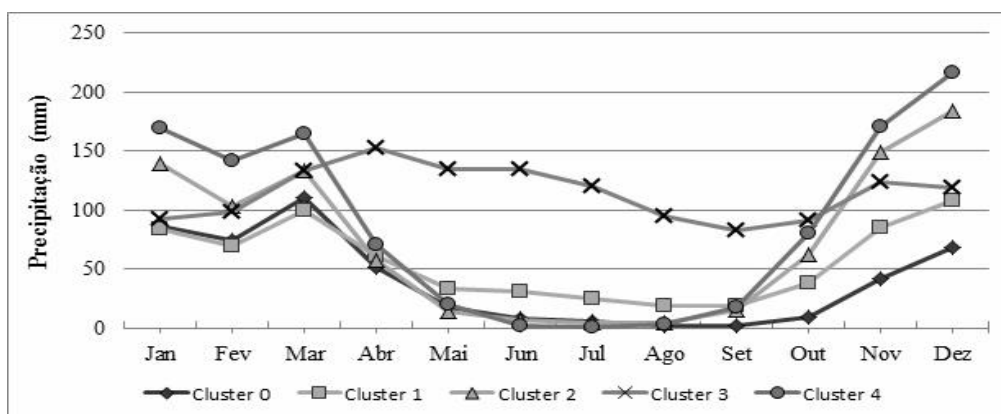
3.2 Preparação dos dados

3.2.1 Dados meteorológicos

Foram utilizados dados meteorológicos de precipitação pluviométrica, temperatura e evapotranspiração referente a três períodos distintos para representação de cenários do clima atual e futuro das áreas com potencial de risco de desertificação. Foram considerados como clima atual os anos de 2000 e 2014 e como clima futuro a média do período de 2021 a 2050. Para ambos os cenários (clima presente e futuro) foram estudados separadamente as épocas secas e chuvosas, e avaliada a variabilidade espacial das áreas identificadas como áreas de risco de desertificação.

Neste trabalho, o mês de março foi considerado o mais representativo para estação chuvosa, e o mês de agosto para estação seca. Esta seleção baseou-se nos estudos realizados por Dourado et al. (2013), ao analisar eventos extremos de precipitação em cinco zonas pluviometricamente homogêneas no estado da Bahia. Os autores utilizaram dados de precipitação com abrangência de trinta anos, que compreenderam o período de 1981 a 2010, e identificaram que o mês mais chuvoso da estação chuvosa é o mês de março e o mês mais seco da estação é o mês de agosto, conforme Figura 12.

Figura 12. Precipitação média mensal dos *clusters* referente ao período de 1981 a 2010



Fonte: Dourado et al. (2013).

Depois de analisar a série em estudo (2000 a 2014), com o intuito de identificar os meses mais representativos das estações chuvosas e secas foram selecionados os meses mais chuvosos e mais secos de cada ano da série e, posteriormente, identificado por meio da

mediana qual mês era o mais frequente na série. Os resultados, foram semelhantes aos encontrados por Dourado et al. (2013).

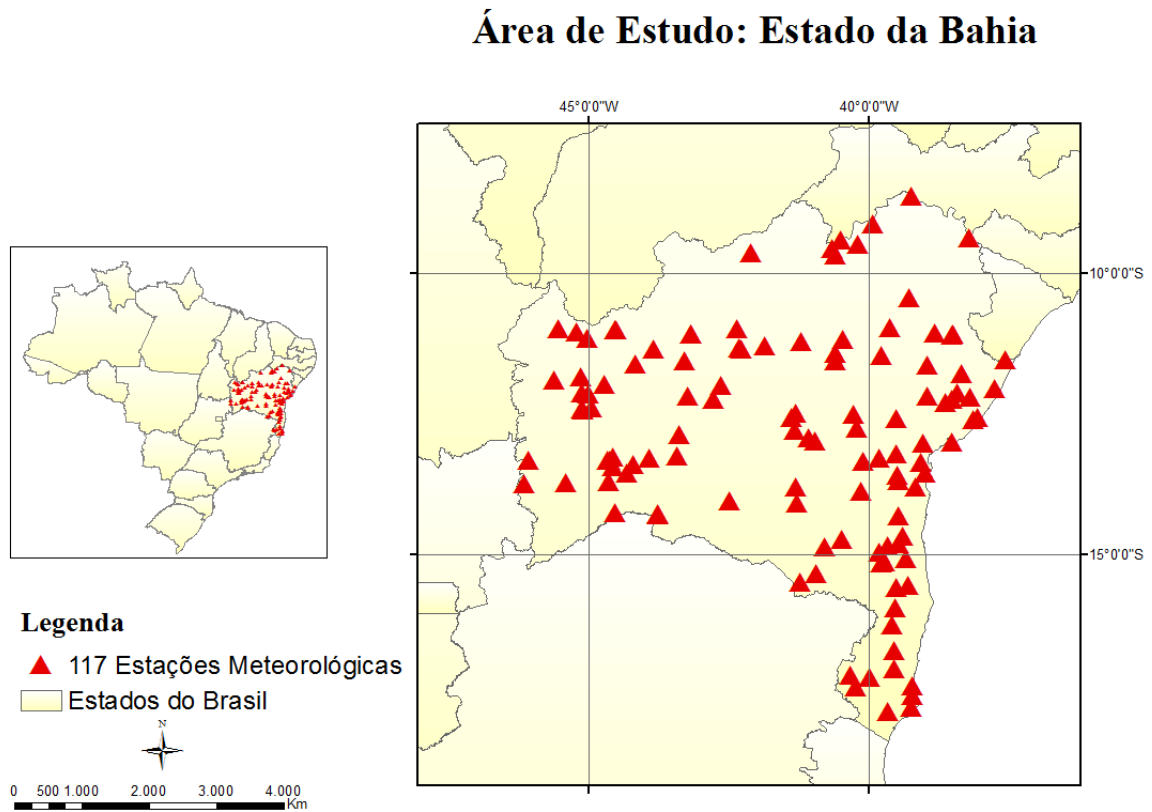
3.2.1.1 Precipitação

Por meio de consultas à base de dados de séries históricas pluviométricas da Agência Nacional das Águas - ANA, disponível no Sistema de Informações Hidrológicas (www.hidroweb.ana.gov.br), na base de dados do BDMEP (Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa), foram selecionados e extraídos dados históricos de precipitação relacionados ao estado da Bahia. Além dos dados pluviométricos, para confecção do banco de dados, foram adicionados: o nome do município, código da estação meteorológica e posicionamento geográfico (latitude, longitude e altitude).

Considerando a não homogeneidade na distribuição das chuvas no estado da Bahia, optou-se em trabalhar com séries históricas homogêneas e contínuas. Neste sentido, a seleção das estações meteorológicas utilizadas neste trabalho fundamenta-se nos quesitos: disponibilidade e qualidade dos dados. O quesito qualidade dos dados se refere aos dados consistidos da ANA, ou seja, esta Agência adota a metodologia proposta pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), fundamentada no modelo matemático de Holanda e Oliveira (1979).

Outro critério adotado foi a delimitação de uma série histórica de dados de precipitação referente ao período de 2000 a 2014, considerado neste trabalho como clima presente, e como série temporal padrão para as outras variáveis climáticas e de vegetação desse estudo. Sendo assim, foram selecionadas 117 estações meteorológicas que cobrem praticamente todo o estado, conforme apresentado na Figura 13.

Figura 13. Mapa de espacialização das estações meteorológicas da Bahia.



Fonte: Elaboração da autora

Foram realizados os seguintes procedimentos para seleção das estações meteorológicas distribuídas no estado da Bahia: limpeza de ruídos (remoção de precipitação negativa, estações com a mesma posição geográfica, remoção de dados com volumes pluviométricos diários de 500 mm), transformação da escala diária para mensal e preenchimento de dados faltantes por meio da média ponderada dos 10 vizinhos mais próximos que possuíam dados observados para a data em questão, tendo pesos proporcionais ao inverso ao quadrado da distância.

A etapa seguinte foi a definição do mês mais chuvoso da estação chuvosa no estado e o mês mais seco da estação seca. A estação chuvosa no estado da Bahia corresponde aos meses de fevereiro, março e abril, e a estação seca é definida pelos meses de julho, agosto e setembro (MARENGO et al., 2013; DOURADO et al., 2013). Para isto, foi aplicada a mediana no acumulado mensal para os anos da série histórica de 2001 a 2014. Desta forma, o mês mais frequente com os maiores volumes pluviométricos na série histórica foi definido como o mês mais chuvoso. Da mesma forma, foi feito para a identificação do mês mais seco da estação seca.

3.2.1.2 Cálculo da Estimativa da Temperatura

A temperatura compõe uma das variáveis mais importantes para descrever os processos da superfície terrestre, sendo necessária para diversos estudos climáticos, ecológicos, biológicos e hidrológicos, pois estes são altamente sensíveis às flutuações da temperatura da superfície. O monitoramento de variáveis meteorológicas cada vez mais tem se tornado indispensável para avaliar condições do tempo e comportamento climático além de servir de subsídio na avaliação da degradação do solo, entre outros.

As temperaturas médias mensais para o período de 2000 a 2014 foram estimadas por meio de equações de regressão (PINTO et al., 1972, adaptado por CAVALCANTI e SILVA, 1994) para cada coordenada geográfica das estações pluviométricas da ANA e do INMET. As equações de regressão utilizadas estão apresentadas na Tabela 5, onde X1 é a latitude (em graus decimais com sinal negativo) X2 é a altitude (em metros).

Tabela 5. Equações de regressão para estimativa de temperatura média mensal na Bahia

Mês	Equação
Janeiro	$31,23 - 0,23 * X1 - 0,01 * X2$
Fevereiro	$31,51 - 0,22 * X1 - 0,01 * X2$
Março	$30,62 - 0,16 * X1 - 0,01 * X2$
Abril	$30,82 - 0,21 * X1 - 0,01 * X2$
Maio	$30,39 - 0,23 * X1 - 0,01 * X2$
Junho	$30,79 - 0,35 * X1 - 0,01 * X2$
Julho	$29,08 - 0,25 * X1 - 0,01 * X2$
Agosto	$29,26 - 0,17 * X1 - 0,01 * X2$
Setembro	$30,29 - 0,16 * X1 - 0,01 * X2$
Outubro	$31,14 - 0,21 * X1 - 0,01 * X2$
Novembro	$31,05 - 0,22 * X1 - 0,01 * X2$
Dezembro	$30,04 - 0,20 * X1 - 0,01 * X2$

Fonte: Proposto por Pinto et al., 1972, adaptado por Cavalcante et al., 1994.

Posteriormente, foi aplicada a correlação linear de Pearson para avaliar a correlação entre os valores observados (das estações meteorológicas) e os estimados (resultado da equação de regressão). Para isto foram utilizadas 28 estações meteorológicas conforme Tabela 6, com valores de precipitação observados, depois foi aplicada a equação de estimativa de temperatura para estas mesmas estações, e em seguida foi aplicado coeficiente de correlação linear de Pearson (r).

Tabela 6. Estações Meteorológicas da Bahia

Código	Estação	Lat	Alt(m)
83249	Alagoinhas	12,17	131
83179	Barra	11,05	402
83236	Barreiras	12,09	439
83288	Bom J. da Lapa	13,16	440
83339	Caetité	14,03	882
83226	Camacari	12,4	36
83398	Canavieiras	15,55	4
83498	Caravelas	17,44	3
83408	Carinhanha	14,1	450
83192	Cipó	11,05	145
83286	Correntina	13,28	549
83446	Guaratinga	16,44	195
63348	Ilheus	14,48	52
83182	Irece	11,18	747
83244	Itaberaba	12,33	250
83295	Itiruçu	13,22	756
83292	Ituacu	13,49	531
83186	Jacobina	11,11	485
83242	Lencois	12,34	439
83090	Monte Santo	10,26	465
83184	Morro do Chapéu	11,13	1003
82986	Paulo Afonso	12,9	253
82979	Remanso	9,38	401
83229	Salvador	9,53	51
83076	Sta. Rita de Cassia	11,01	450
83088	Senhor do Bonfim	10,28	538
83190	Serrinha	11,38	379
83344	Vitoria da Conquista	15,57	923

O coeficiente de correlação linear de Pearson (r) mede o grau de associação entre duas características a partir de uma série de observações. Sua variação é de +1 a -1. Quando $r = 1$, existe correlação positiva perfeita entre as variáveis. Quando $r = -1$, existe correlação negativa perfeita entre as variáveis. Se $r = 0$, significa que as duas variáveis não são dependentes (SHIMAKURA, 2006). De acordo com a mesma autora, os valores de r podem ser interpretados conforme a Tabela 7 e medem o grau de associação entre duas características a partir de uma série de observações.

Tabela 7. Interpretação dos valores do coeficiente de correlação

Valor de r (+ ou -)	Correlação
0,00 a 0,19	Muito fraca
0,20 a 0,39	Fraca
0,40 a 0,69	Moderada
0,70 a 0,89	Forte
0,90 a 1,00	Muito forte

Fonte: SHIMAKURA (2006).

3.2.1.3 Dados do Modelo Regional Climático

Os dados climáticos de temperatura e precipitação, utilizados para simulação de cenários do clima futuro correspondem aos dados mensais referentes à média da série história de 2021 a 2050. Estes dados foram extraídos do Modelo Regional Climático MIROC 5 Eta. Neste trabalho, foram consideradas as simulações da forçante radioativa (RCPs) 8.5.

O Modelo Regional Climático MIROC 5 Eta é um modelo regional que faz o detalhamento do modelo global (“*downscaling*”) para um determinado período de tempo e para uma região. A dinâmica do modelo regional Eta MIROC é baseada em coordenadas verticais e opera em pontos de grade com resolução horizontal de 20km (CHOU, 2014; MESINGER, 1984).

3.2.1.4 Cálculo da Evapotranspiração Potencial

Para o cálculo da Evapotranspiração Potencial foram utilizadas médias mensais de temperatura e precipitação referentes aos períodos 2000 a 2014 e 2021 a 2050. Para isto, foi aplicado o método de Thornthwaite (1948), por meio do programa “BHnorm” desenvolvido por Rolim et al. (1998).

De acordo com Thornthwaite (1948) a evapotranspiração potencial (ETP) pode ser calculada por meio da fórmula.

$$ETP = 16,2 [10.T/ I]^a$$

Equação (4)

Em que ETP corresponde à evapotranspiração potencial (mm/mês), T à temperatura média mensal do ar (°C) e I corresponde ao índice de calor anual, resultante da soma de 12 índices mensais i , dado pela seguinte equação:

Onde:

$$I = \sum_{j=1}^{12} ij$$

Equação (5)

Com: $ij = [tj/5]1,514$

$$a = 6,750 \times 10^{-3}I - 7,711 \times 10^{-5}I^2 + 1,792 \times 10^{-2}I + 0,492$$

3.2.1.5 Cálculo do Índice de Aridez

O índice de aridez (IA) foi adotado como critério internacional pela Convenção de Combate à Desertificação para aplicação do Plano de Combate à Desertificação (UNCCD, 2013), e tem sido utilizado em diversos trabalhos com essa mesma finalidade (VIEIRA et al., 2015; MARENGO e BERNASCONI, 2015).

O índice de aridez é um indicador numérico que avalia o grau de seca climática de um determinado local (Marengo e Bernasconi, 2015). O IA é definido por Thornthwaite (1948) como $IA = P/ETP$, em que P representa as precipitações médias anuais e, ETP, a evapotranspiração potencial média anual. Quanto menor for o valor da relação, maior é a aridez. Desta forma, foi estabelecido que quando a razão estiver entre 0,05 a 0,20 IA é caracterizado árido; para valores entre 0,21 e 0,50 é semiárido; entre 0,51 e 0,65 é subúmido a seco; e acima desse valor, subúmido úmido ou úmido, conforme apresentado na Tabela 8.

Tabela 8. Faixas climáticas relacionadas ao índice de aridez (IA).

Classificação	Índice de Aridez (IA)
Hiperárido	< 0,05
Árido	0,051 a 0,20
Semiárido	0,21 a 0,50
Subúmido a seco	0,51 a 0,65
Subúmido úmido a úmido	> 0,65

Fonte: UNEP, 1992.

3.2.2 Dados vetoriais

Como suporte para elaboração dos produtos cartográficos foram utilizados dados vetoriais no formato *shapefile*, das informações relacionadas à área de contorno do Estado da Bahia e dos limites municipais, ambos disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, extraídos dos arquivos do censo de 2010. O Datum adotado foi o SIRGAS2000, o sistema de coordenadas foi Latitude e Longitude, e o sistema de projeção foi o Universal Transversa de Mercator.

Para extração das informações e elaboração do mapa de classificação dos solos da Bahia, foram utilizados arquivos vetoriais também no formato *shapefile*, fornecidos pela Embrapa Solos e pelo Instituto do Meio Ambiente e Recursos Hídricos - INEMA. Estes arquivos possuem escala de mapeamento de 1:1000 000.

A partir do cruzamento de informações vetoriais sobre a declividade e os solos foi elaborado o mapa de fragilidade do solo, baseado na metodologia proposta por Lima et al. (2002), adotada por Sá et al. (2015), para identificar áreas de risco de desertificação. Os autores definiram diferentes níveis de risco de suscetibilidade à erosão, tais como: “Muito forte”, “Forte”, “Moderado” e “Baixo”, de acordo com o tipo de solo e a declividade do terreno de cada região.

Os resultados de diversos trabalhos de campo e de levantamento de solos, em várias regiões brasileiras mostram que as classes de textura são as que apresentam maior influência nas perdas de solos por arrastamento. Desta forma, Lima et al. (2002) estabeleceram os níveis de suscetibilidade à erosão, “Moderado”, “Forte” e “Muito Forte”, para as regiões que apresentaram relevo não plano e as classes de textura arenosa, média e siltosa. Os autores destacam que o tipo e grau de estrutura dos solos também afeta a erosão, principalmente a erosão hídrica. Diante disso, os solos constituídos de B textural em classes de relevo não plano, foram classificados nos graus de suscetibilidade à erosão “Moderado”, “Forte” e “Muito Forte”. A diferenciação entre esses graus foi feita pelo tipo de textura e classes de relevo suave ondulado, ondulado, forte ondulado e montanhoso.

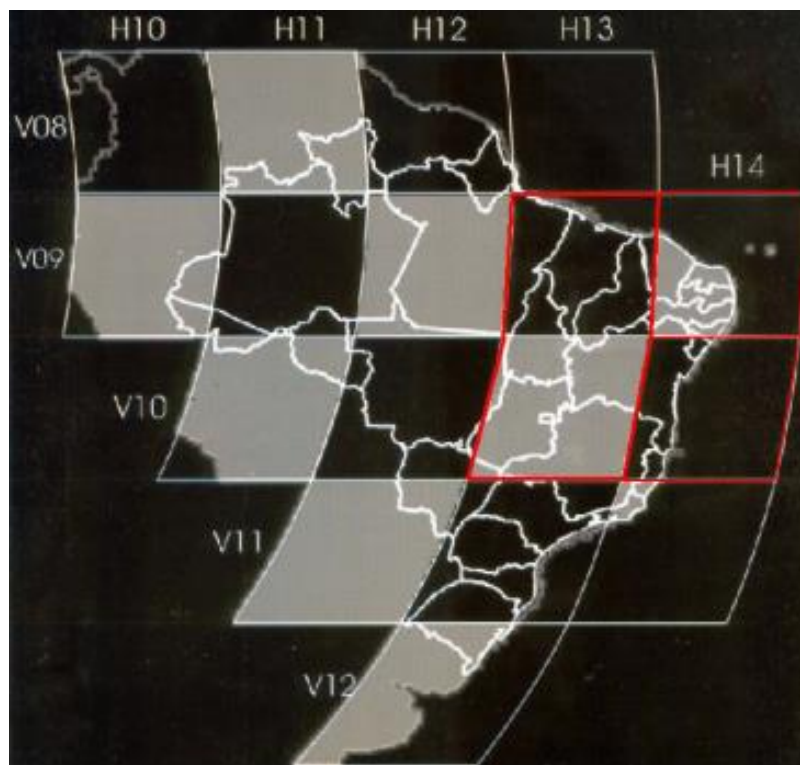
De acordo com Embrapa (1988), não há deslocamento e transporte de partículas de solo nas áreas em que o relevo é plano, independente das classes de solo. Por isso, Lima et al. (2002) enquadraram as áreas nesta condição em níveis de suscetibilidade “Nula ou Baixa” à erosão. Importante salientar que os autores priorizaram o declive do terreno como critério de

seleção. Caso ocorra a situação de solos pertencentes às duas classes de relevo, sendo uma plana e a outra não, prevaleceu o critério que considera o relevo com declive, pois este favorece à ação da erosão.

3.2.3 Dados orbitais

Foram utilizadas imagens do satélite Terra do sensor MODIS para extração dos valores espectrais de vegetação. Para cobertura espacial da área de estudo foram utilizadas os recortes H13V09, H13V10, H14V09 e H14V10, como mostra a Figura 14.

Figura 14. Recortes MODIS H13V09, H13V10, H14V09 e H14V1 destacado em vermelho.



Fonte: Adaptado de Goddard Space Flight Center

Para elaboração do mapa do Modelo de Elevação Digital (MDE) e, posteriormente, o mapa de declividade do estado da Bahia, foram utilizados os dados altimétricos das imagens de radar da missão SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) disponibilizados pela Embrapa (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária), no endereço virtual <<http://www.relevobr.cnpm.embrapa.br/download/pb/pb.htm>>. As imagens do radar SRTM possuem informações altimétricas com resolução espacial de 90 metros.

Para a etapa de validação da classificação dos mapas das áreas com potencial de risco de desertificação, por meio das imagens de baixa resolução espacial do sensor MODIS, foram utilizadas imagens do satélite RapidEye. As imagens de satélite foram cedidas pela Embrapa Informática Agropecuária, adquiridas primeiramente pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA), que, recentemente, comprou três coberturas das imagens RapidEye, para todo o Brasil, de 2011 a 2014, e as tornou disponíveis para trabalhos de pesquisa em órgãos públicos do país. O produto RapidEye 3A é uma imagem ortorretificada empregando o MDE do SRTM-3 e pontos de controle derivados do Global Landsat Mosaic (COSTA et al., 2016). As características das imagens de satélite RapidEye estão descritas na Tabela 9.

Tabela 9. Características técnicas gerais do satélite RapidEye.

Item	Descrição	
Número de satélites	5	
Órbita	Heliossíncrona com 630 km de altitude	
Passagem pelo Equador	±11:00 h em hora local	
Tipo do sensor	Imageador multiespectral pushbroom	
Bandas espectrais	Faixa do espectro (nm)	
Azul (1)	440–510	
Verde (2)	520–590	
Vermelho (3)	630–685	
Red-edge (4)	690–730	
Infra vermelho próximo (5)	760–850	
Espaçamento de pixel 6,5 m no nadir	Espaçamento de pixel 6,5 m no nadir	
Tamanho do pixel (ortorretificada)	5,0 m	
Tamanho da imagem	Cerca de 77 km de largura, comprimento entre 50 e 300 km, 462 Mbytes/25 km ao longo da órbita para 5 bandas	
Expectativa de tempo de vida do satélite	Sete anos	
Tempo de revisita	Diariamente fora do nadir/ 5,5 dias (no nadir)	
Datum horizontal	WGS84	
Bits de quantização	12 bits	
Coordenadas do retângulo envolvente da cena utilizada	X1= 22,57253061 X2= 43,8298294	Y1=44,07102878 Y2=22,34518265

3.3 Processamento dos dados

3.3.1 Aplicação do método geoestatístico para interpolação dos dados meteorológicos

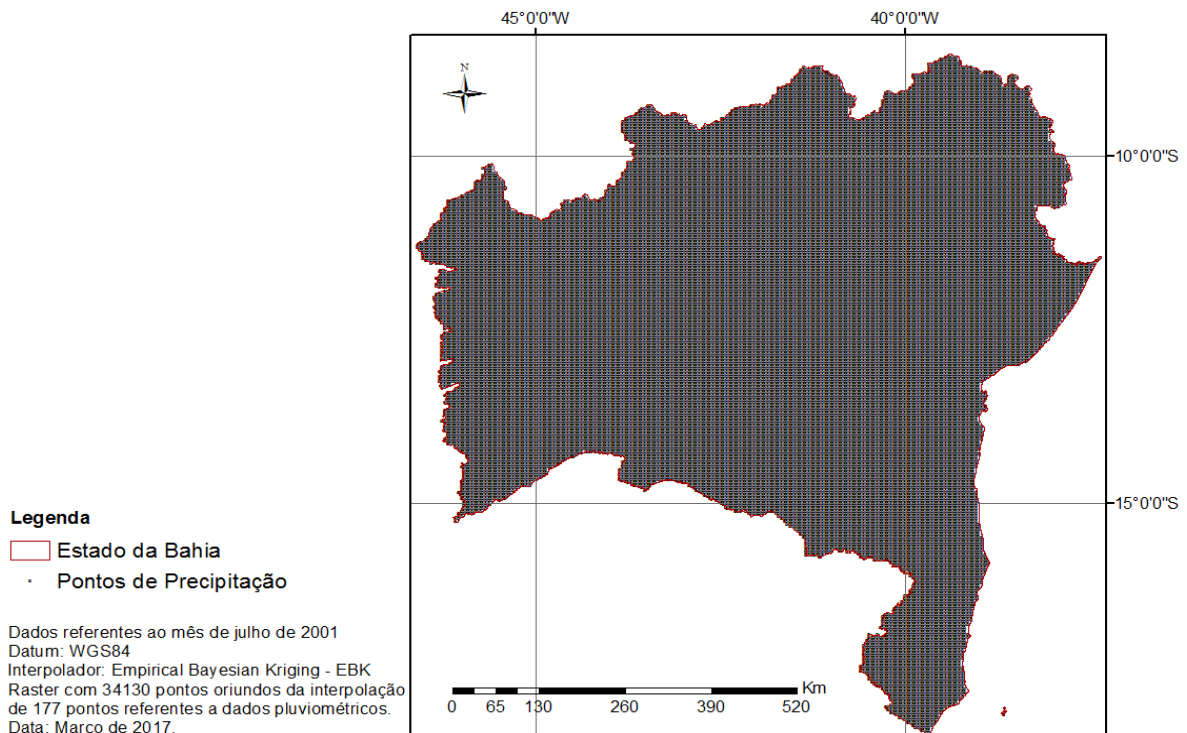
Os mapas de pluviometria, temperatura, evapotranspiração potencial (ETP) e índice de aridez (IA), tanto para o clima presente (2001 e 2014) quanto para o clima futuro (2021 a 2050), foram gerados a partir da interpolação dos dados de acumulados mensais de precipitação, temperatura, ETP, e IA, respectivamente. Para isto, foram utilizados o Sistema de Informação Geográfica (SIG) com aplicação do método geoestatístico Krigagem.

A interpolação por Krigagem foi desenvolvida por Matheron (1963) e Krige (1966) para solucionar problemas de mapeamentos geológicos, mas seu uso expandiu-se com sucesso nos mapeamentos de solos (PEI et al., 2010), hidrológico (COOPER et al., 2015) e climático (ZUBLER et al., 2014). A krigagem baseia-se na teoria das variáveis regionalizadas e tem como premissa básica que todo ponto desconhecido pode ser estimado pela soma ponderada de pontos conhecidos (KRIGE, 1966). Abrange um conjunto de métodos de estimativa, a saber: krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, co-krigagem, krigagem disjuntiva, krigagem empírica bayesiana, entre outras.

Para este trabalho, foi adotada Krigagem Empírica Bayesiana - EBK, *sigla em inglês*, um modelo implementado no ArcGis10.1 (KONSTANTIN, 2012). O EBK difere dos métodos clássicos de krigagem por representar o erro introduzido por meio da estimativa do semivariograma subjacente, isso faz com que os erros padrão de previsão sejam mais precisos do que outros métodos de krigagem. Além disso, a EBK se destaca por permitir previsões precisas de dados moderadamente não estacionários (COOPER et al., 2015), e ser mais precisa do que outros métodos de krigagem para pequenos conjuntos de dados.

De acordo com KONSTANTIN (2012), o padrão do modelo krigagem na Krigagem Empírica Bayesiana é chamado de função aleatória de ordem 0. Este modelo consiste em passos em uma direção aleatória e filtra uma tendência moderada nos dados. O modelo pode ser utilizado para interpolar dados em grandes áreas, e que podem ser transformados em uma distribuição Gaussiana, conforme mostra a Figura 15.

Figura 15. Interpolação dos dados de precipitação, com o método geoestatístico EBK.



Fonte: Elaboração da autora

3.3.2 Processamento das imagens de satélite

Foi utilizada a ferramenta do mosaico para fundir as cenas das imagens do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) para cobrir todo estado da Bahia. Para esta composição de imagens foram necessárias 51 cenas do SRTM.

Com o objetivo de analisar a dinâmica da vegetação no estado da Bahia, utilizaram-se imagens do sensor MODIS/TERRA, referentes aos meses de março (época chuvosa) e agosto (época seca) dos anos de 2000 e 2014. Dos diversos produtos fornecidos pelo sensor MODIS, foi selecionado o produto MOD13Q1, o qual apresenta imagens compostas em intervalos de 16 dias de índices de vegetação (NDVI e EVI) com resolução espacial de 250 m.

Para o uso das imagens do sensor MODIS/TERRA, ainda na fase do pré-processamento, foi aplicada a ferramenta mosaico do ENVI, para fundir as quatro cenas que cobrem a área do estado da Bahia, são elas: H13V09, H13V10, H14V09 e H14V10.

Foi adotada como escala temporal deste trabalho a escala mensal. No entanto, a resolução temporal das imagens de NDVI e EVI do sensor MODIS corresponde a 16 dias. Desta forma, para a tarefa de padronização das escalas dos dados foi realizada uma transformação de escalas, com o uso da ferramenta Matemática de Bandas do software ENVI 5 (ENVI, 2008).

Para a aplicação da ferramenta de cruzamento de imagens (*stack layer*), e geração de uma única imagem produto, à qual foi aplicada o classificador SVM, foi realizada a padronização dos parâmetros das imagens, em todas as variáveis utilizadas (NDVI, EVI, precipitação, temperatura, evapotranspiração, índice de aridez, fragilidade do solo), tais como:

- Datum: transformação do SIRGAS2000 para WGS84;
- Resolução espacial: 250m;
- Resolução temporal: escala mensal, exceto para a variável fragilidade do solo
- Número de linhas e colunas: 4372 x 4382

Para elaboração dos mapas de áreas de desertificação foi aplicada a tarefa Classificação, que se baseia na construção de modelos para descrever e distinguir classes, com o objetivo de prever classes de objetos que ainda não foram classificados (Han et al., 2011). A classificação é utilizada quando o objetivo da predição for um valor discreto (alfanumérico), tais como “sim” ou “não”, ou também como “alto”, “médio” e “baixo”.

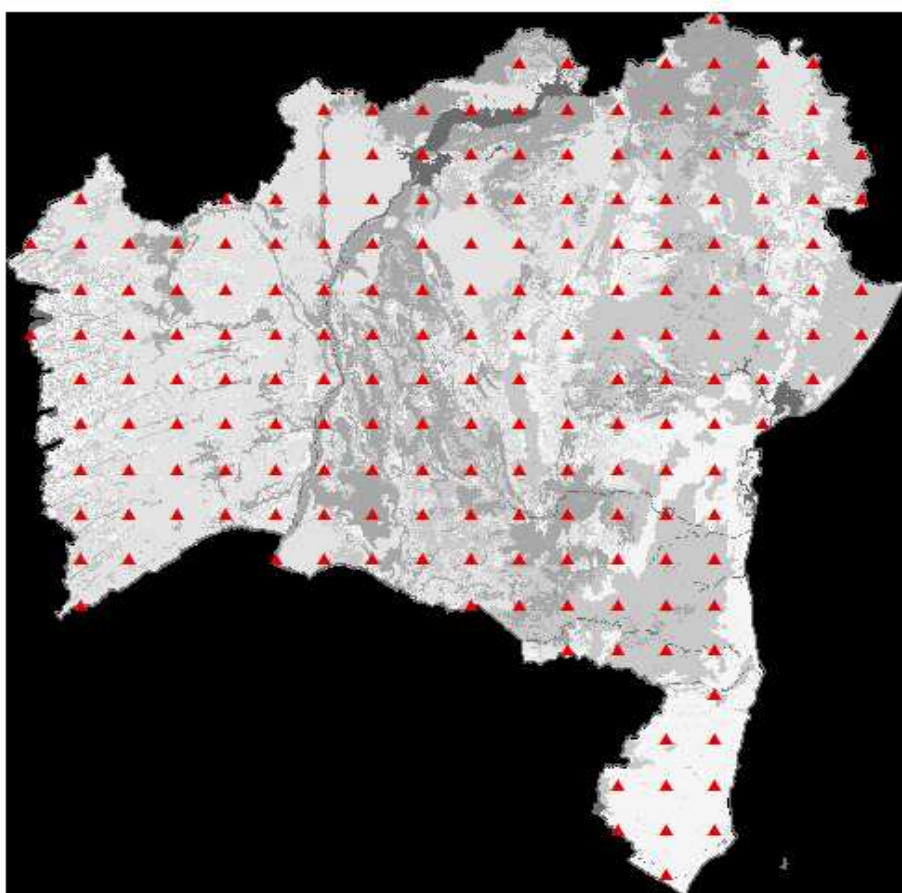
Neste trabalho, como o objetivo foi classificar os níveis de risco de desertificação do estado da Bahia, foram definidas quatro classes de risco, tais como: “Muito alto”, “Alto”, “Moderado” e “Baixo”. Além das classes de níveis de risco de desertificação, foi separada uma classe denominada “Água”, para separar os trechos de rios presentes nas imagens, em particular, no noroeste do estado, em uma faixa do rio São Francisco.

Foi adotado o método de classificação supervisionado, aquele em que as classes são definidas *a priori*. Para montagem do conjunto de treinamento, foram selecionados 2.500 pontos amostrais em cada uma das cinco classes. Optou-se em utilizar a Função de Base Radial (FBR), testando diversos valores de parâmetro de penalidade para definir a probabilidade requerida ao classificador para classificar um determinado pixel. De acordo com os testes feitos, tanto para a imagem do período chuvoso (mês de março) quanto para a do período seco (mês de agosto), o melhor nível de probabilidade foi de 0,50, numa escala de 0 a 1, em que quanto mais próximo de 1, maior número de pixels não classificados.

3.4 Validação do modelo

A avaliação da acurácia da classificação obtida pelo SVM foi realizada por meio da Matriz de Erro, Exatidão Global e Índice Kappa. A Matriz de Erro foi gerada a partir de pontos de grade amostrais de 0,5 grau, totalizando 188 pontos amostrais distribuídos de forma aleatória sobre todo estado da Bahia, abrangendo todas as quatro classes de risco de desertificação (Figura 16).

Figura 16. Pontos amostrais distribuídos no estado da Bahia para avaliação da acurácia da classificação.



Fonte: Elaboração da autora.

Posteriormente, esses pontos foram conferidos individualmente nas imagens de alta resolução do satélite Rapid Eye observando se os mesmos estavam sobre áreas degradadas de solo exposto, afloramentos rochosos, áreas com pouca vegetação ou vegetação herbácea, áreas de mata nativa, florestas ou agricultura, entre outros. A partir do cruzamento entre a imagem classificada (com as classes Água, Muito alto, Alto, Moderado e Baixo), em sua totalidade, e a imagem de referência (imagem do Rapid Eye), foi construída a matriz de

erro. Além disso, a partir da Matriz de Erro foi calculada a Exatidão Global (Equação 6), que significa o total de acertos em relação ao total de amostras da máscara.

$$EG = \frac{A}{n} * 100$$

Equação (6)

em que:

EG= Exatidão Global;

A= Acerto geral (pontos amostrais com acertos);

n= número de pontos amostrais.

Posteriormente, foi determinado o Índice Kappa (Equação 7). Esse índice deriva de uma técnica estatística para avaliação da concordância ou discordância em duas situações de interesse, cuja variação é de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1, melhor é o resultado da classificação (CONGALTON, 1991), como mostra a Tabela 10.

$$K = \frac{[n * \sum_{i=1}^r x_{ij} - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]}{[n^2 - \sum_{i=1}^r (x_i * x_j)]}$$

Equação (7)

em que:

K = Índice Kappa de concordância;

n = Número de observações (pontos amostrais);

r = Número de linhas da matriz de erro;

x_{ij} = Observação na linha i e coluna j;

x_{i.} = Total marginal da linha i;

x._j = Total marginal da coluna j.

Tabela 10. Níveis de desempenho da classificação para a interpretação de valores de Kappa obtidos.

Índice Kappa (k)	Qualidade
k= 0	Péssima
$0,01 \leq k \leq 0,20$	Ruim
$0,21 \leq k \leq 0,40$	Razoável
$0,41 \leq k \leq 0,60$	Boa
$0,61 \leq k \leq 0,80$	Muito Boa
$0,81 \leq k \leq 1,00$	Excelente

Fonte: LANDIS E KOCH (1977)

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, apresentam-se os resultados referentes à identificação das áreas com potencial de risco de desertificação no estado da Bahia. O capítulo está dividido em: 1) Indicadores de desertificação, onde são descritos os resultados dos processamentos dos sete indicadores biofísicos de desertificação; 2) Mapeamento e análise das áreas de risco de desertificação para o cenário do clima presente (2000 e 2014); 3) Cenários dos efeitos das mudanças climáticas na Bahia; 4) Mapeamento e análise das áreas de risco de desertificação para o cenário do clima futuro.

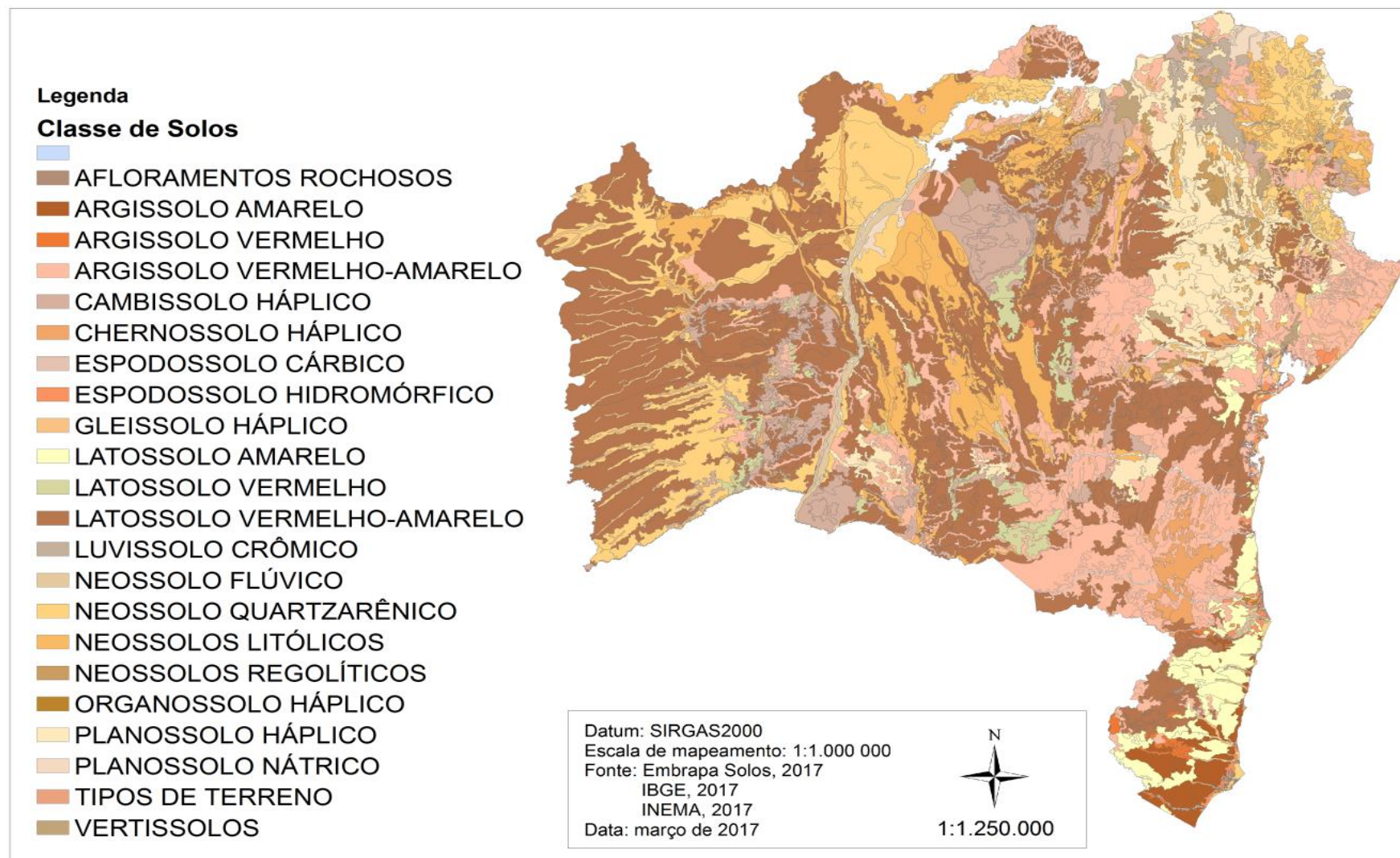
4.1 Indicador de desertificação: Edáfico

4.1.1 Classes de Solos

Os solos predominantes no estado da Bahia são os Latossolos, Cambissolos, Argissolos, Neossolos, Luvisolos, Cambissolos, Chernossolos, Espodossolos, Gleissolos, Organossolos, Planossolos e os Vertissolos (SANTOS et al., 2013).

A Figura 17 apresenta o mapa de classificação dos solos do estado da Bahia. O mapa foi elaborado com nível de detalhamento para escala 1:1000:000, e classificação dos solos em nível 1 (SANTOS et al., 2013). A escolha do nível de classes atende o proposto na metodologia de Lima et al. (2002), que define grau de suscetibilidade à erosão com base nos dados de solo e declividade do terreno.

Figura 17. Mapa de Classificação dos solos da Bahia



Fonte: Elaboração da autora

A Tabela 11 mostra o grau de susceptibilidade à erosão baseado apenas nas classes de solo (LIMA et al., 2002), sem levar em consideração o declive do terreno, de acordo com a metodologia de Lima et al. (2002). As classes de solo destacadas nesta tabela são os solos encontrados no território da Bahia.

Tabela 11. Níveis de risco de fragilidade do solo, com base na classe de solo, dos solos encontrados na Bahia.

Classe de Solo	Risco de Fragilidade do Solo
Afloramentos Rochosos	Muito alto
Argissolo Amarelo	Alto
Argissolo Vermelho	Alto
Argissolo Vermelho-amarelo	Alto
Cambissolo Háplico	Moderado
Chernossolo Háplico	Moderado
Espodossolo Cárbico	Moderado
Espodossolo Hidromórfico	Moderado
Gleissolo Háplico	Alto
Latossolo Amarelo	Baixo
Latossolo Vermelho	Baixo
Latossolo Vermelho-amarelo	Baixo
Luvisolo Crônico	Muito alto
Neossolo Flúvico	Alto
Neossolo Quartzarênico	Alto
Neossolo Litólico	Alto
Neossolo Regolítico	Alto
Organossolo Háplico	Baixo
Planossolo Háplico	Muito alto
Planossolo Nátrico	Muito alto
Vertissolo	Baixo

Fonte: Adaptado de Lima et al. (2002) e Sá et al. (2015).

4.1.2 Declividade do terreno

A partir das imagens do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) foi elaborado o Modelo de Elevação Digital – MED, e posteriormente confeccionado o mapa de declividade do estado da Bahia, conforme apresentado na Figura 18. O território baiano apresenta classes de relevo que variam do nível Plano até o nível Escarpado (Figura 18).

Segundo as descrições do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2007), as condições de declividade, comprimento de encostas e configuração superficial dos terrenos definem as formas topográficas. As distinções são empregadas principalmente para prover informações sobre possibilidade do emprego de equipamentos agrícolas, notadamente os mecanizados, e facilitar inferências sobre suscetibilidade à erosão dos vários ambientes. São reconhecidas as seguintes classes de relevo:

Plano - superfície de topografia lisa ou horizontal, onde os desnivelamentos são muito pequenos, com declividades inferiores a 3%;

Suave Ondulado - superfície de topografia ligeiramente movimentada, constituída por conjunto de pequenas colinas ou outeiros, ou sucessão de pequenos vales pouco encaixados (rasos), configurando pendentes ou encostas com declives entre 3 até 8%;

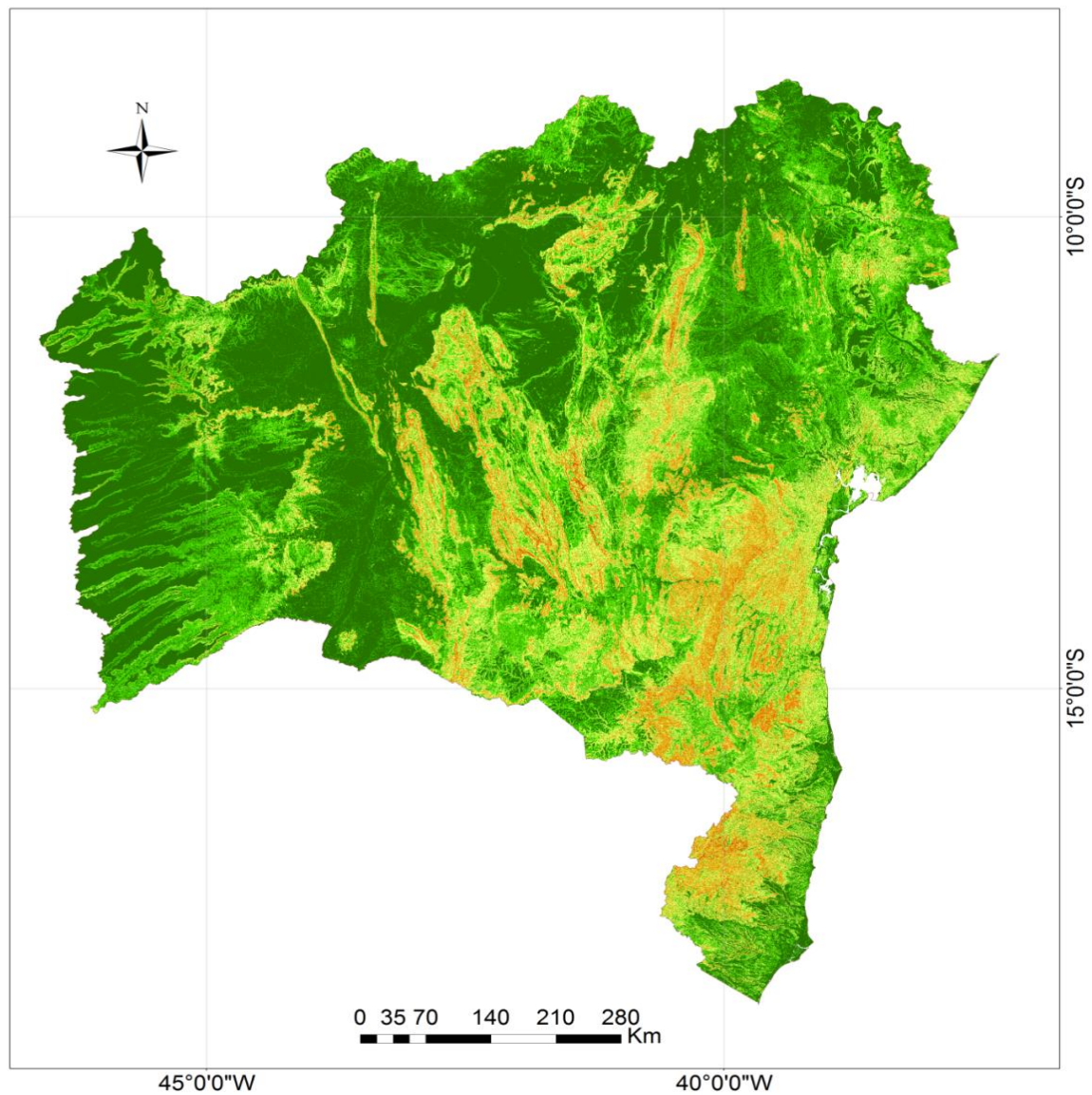
Ondulado - superfície de topografia relativamente movimentada, constituída por conjunto de medianas colinas e outeiros, ou por interflúvios de pendentes curtas, formadas por vales encaixados, configurando em todos os casos pendentes ou encostas com declives maiores que 8% até 20%;

Forte Ondulado - superfície de topografia movimentada, com desníveis fortes, formadas por conjunto de outeiros ou morros, ou por superfície entrecortada por vales profundos, configurando encostas ou pendentes com declives maiores que 20 até 45%;

Montanhoso - superfície de topografia vigorosa, com predomínio de formas acidentadas, usualmente constituídas por morros, montanhas, maciços montanhosos e alinhamentos montanhosos, apresentando desnivelamentos relativamente grandes e declives fortes ou muito fortes, predominantemente maiores de 45 até 75%;

Escarpado - áreas com predomínio de formas abruptas, compreendendo superfícies muito íngremes, usualmente ultrapassando 75%, tais como: aparados, itaimbés, frentes de cuevas, falésias e vertentes de declives muito fortes.

Figura 18. Mapa de declividade da Bahia



Legenda

Intervalo de Declividade

- Plano 0 - 3%
- Suave Ondulado 3 - 8%
- Ondulado 8 - 20%
- Forte Ondulado 20 - 45%
- Montanhoso 45 - 75%
- Escarpado > 75%

Mapa de Declividade da Bahia

Datum: SIRGAS 2000

Projeção UTM / Fuso 23S e 24S

Sistema de coordenadas Lat e Long

Mapa gerado da imagem SRTM 90m

Fonte: EMBRAPA, 2017

IBGE, 2017

Data: março, 2017

Fonte: Elaboração da autora

4.1.3 Suscetibilidade à erosão

A partir do cruzamento das informações vetoriais sobre a declividade do terreno e a classificação dos solos foi elaborado o mapa de fragilidade do solo, de acordo com a metodologia proposta por Lima et al. (2013).

A Figura 19 mostra que o estado da Bahia possui áreas de fragilidade de solo que variam dos níveis de “Muito forte” a “Baixo”, devido à sua alta variabilidade de declives do terreno, variando de plano (com declividades inferiores a 3%) a terrenos escarpados (com declividades superiores a 75%), além da ampla diversidade de classes de solo, a saber, onze classes e afloramentos de rochas.

Lima et al. (2002) e Sá et al. (2015) enquadram os solos nos graus de limitação em: Baixo, Moderado, Forte e Muito forte. A descrição desses níveis de risco segue abaixo:

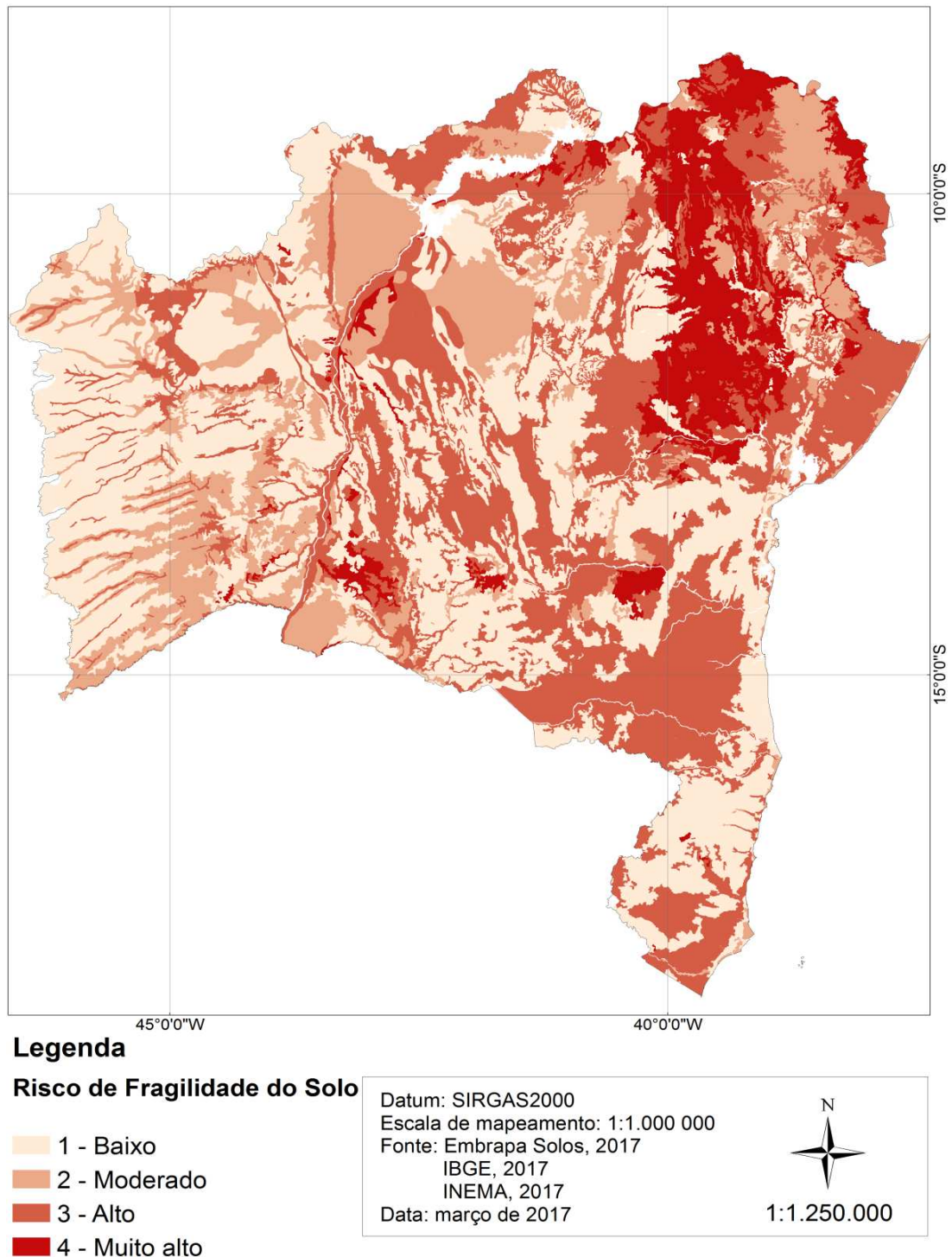
Baixo: normalmente o horizonte superficial ainda está presente, mas pode ter sido removido. O horizonte superficial pode ter sido perdido na maioria da área se foi usada para agricultura. São solos que geralmente apresentam declives suaves (3% a 8%) e têm condições físicas muito favoráveis à mecanização agrícola.

Moderado: geralmente ocorre a remoção de todo o horizonte A, o que facilmente resulta na formação de sulcos e voçorocas. Nessa classe, os solos poderão ter textura argilosa, média e arenosa. Somente os Latossolos de textura argilosa são excluídos. Os demais podem ser suaves (3% a 8%) e até 20% nos relevos ondulados.

Forte: os solos nessa classe poderão ter textura argilosa, média e arenosa, mas a erosão estará condicionada aos relevos ondulado e forte ondulado. São excluídos os Latossolos de textura argilosa.

Muito forte: se forem utilizados para agricultura, esses solos serão destruídos em poucos anos. Os solos dessa classe poderão ter textura argilosa, média, siltosa e arenosa. Os relevos são forte ondulados e montanhosos, com declives acima de 30%. São excluídos dessa classe os Latossolos de textura argilosa.

Figura 19. Mapa de fragilidade do solo da Bahia.



Fonte: Elaboração da autora.

A maior concentração de áreas com grau de baixo risco está no oeste do estado e em parte da costa litorânea. A região oeste é formada em sua maioria por solos do tipo Latossolo e possui declividade plana em quase sua totalidade. Ainda na região oeste, foram

encontradas áreas de risco Moderado, devido à presença de Neossolos Quartzênicos e Neossolos Litólicos, bem como de relevo com declividade do tipo suave ondulado.

A região do litoral é formada por Argissolos e Latossolos em sua grande maioria e possui declividade plana e suave ondulada, configurando áreas de Baixo risco. No entanto, ao norte da costa litorânea foi constatada a presença de risco alto, região com solos do tipo Argissolo amarelo e com declividade variando de suave ondulado (3 – 8%) a ondulado (8 – 20%).

A região central do estado, formada pelo semiárido, apresenta áreas que variaram do risco Muito Alto ao Baixo, com predominância do risco Baixo e Moderado, e áreas pontuais de risco Muito Alto.

O norte do semiárido é formado por áreas de risco Muito alto, em quase sua totalidade. Isso ocorreu principalmente pela presença de afloramentos de rocha e de Planossolos Háplicos e Planossolos Nátricos na região.

4.2 Indicador de desertificação: Vegetação

As análises sobre o indicador de desertificação relacionado à vegetação foram realizadas a partir dos índices de vegetação NDVI (Índice de Vegetação Normalizada) e EVI (Índice de Vegetação Realçada).

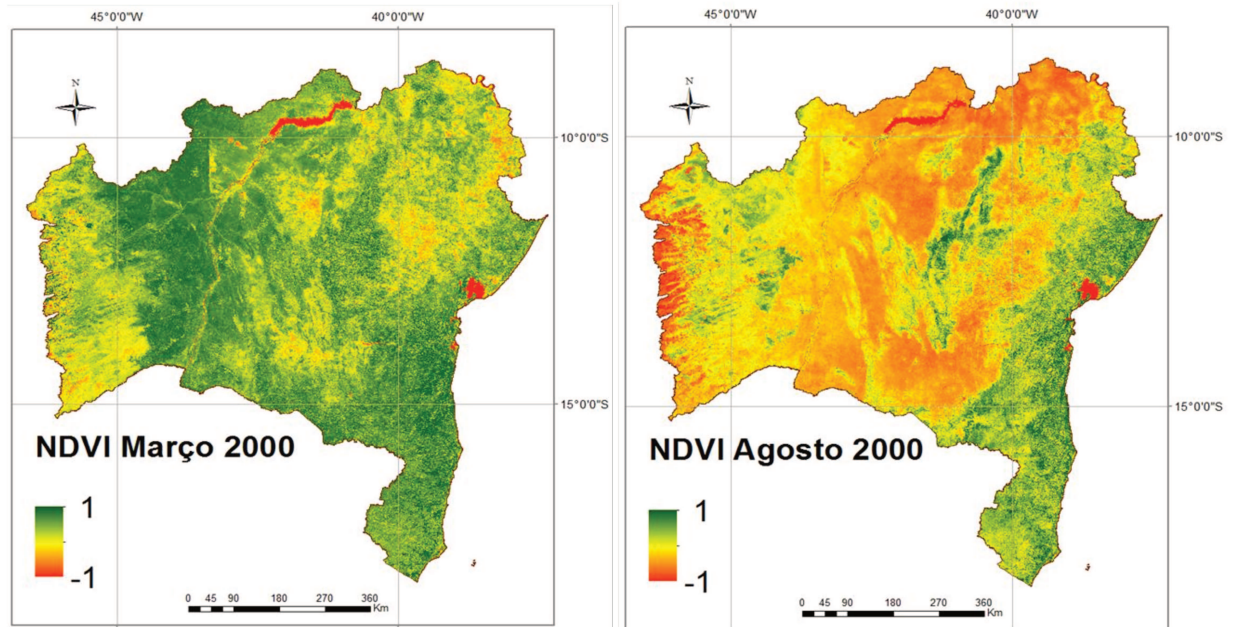
Nos mapas temáticos do NDVI e EVI (Figuras 20, 21, 22 e 23), verifica-se a espacialização dos valores desse índice para as datas dos meses de março (representando o mês mais chuvoso da estação chuvosa) e agosto (representando o mês mais seco da estação seca) dos anos de 2000 e 2014.

Arraes et al. (2012) afirmam que a distribuição temporal da precipitação é um fator importante a ser analisado em ambiente de caatinga, pois tem forte influência no balanço hídrico da região e, conseqüentemente, na umidade do solo, influenciando diretamente os valores dos índices de vegetação.

Sobre isto, Barbosa et al. (1989) afirmam que um acúmulo de 30 mm é suficiente para o surgimento do ciclo fenológico com o aparecimento de folhas em algumas espécies de arbustos e de plantas lenhosas e herbáceas. A cobertura verde ocorre aproximadamente de 20

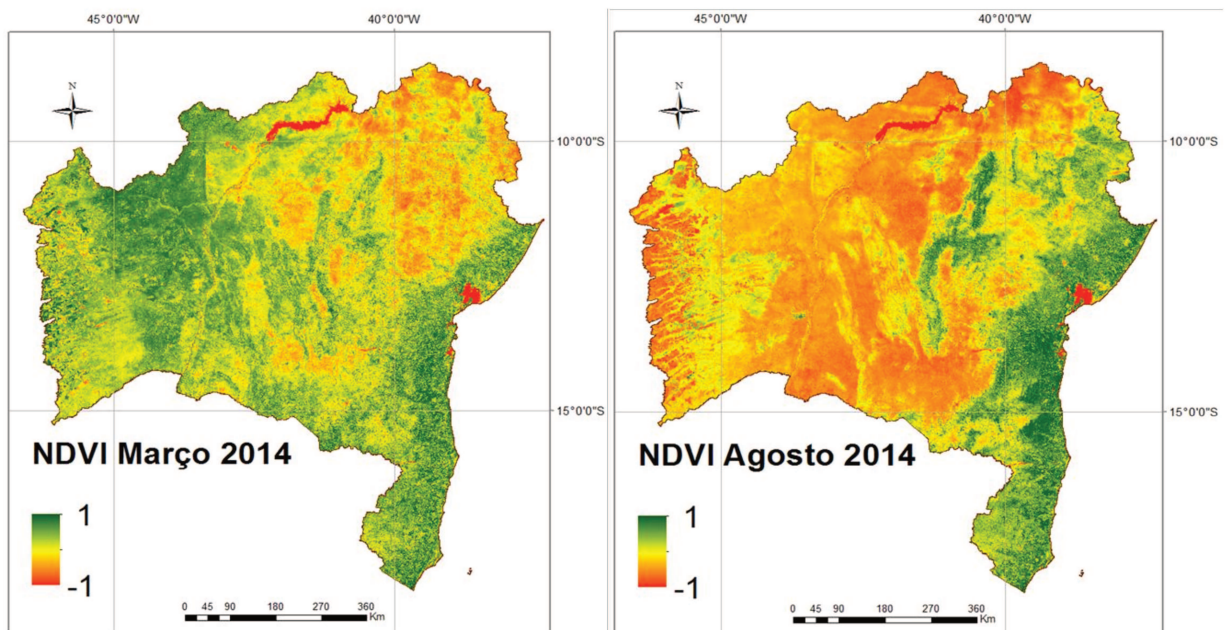
a 60 dias após o início da estação chuvosa, período em que a depender da espécie, esta pode ter cobertura superior a 90%.

Figura 20 Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação NDVI dos meses de março e agosto de 2000.



Fonte: Elaboração da autora.

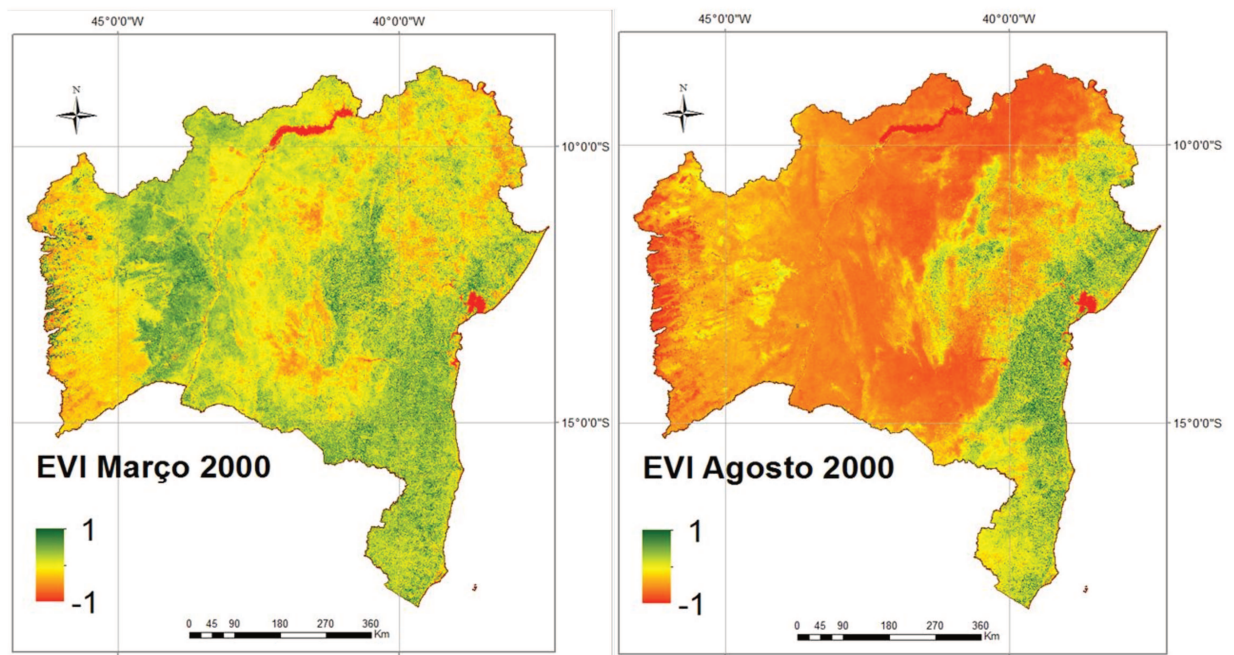
Figura 21 Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação NDVI dos meses de março e agosto de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

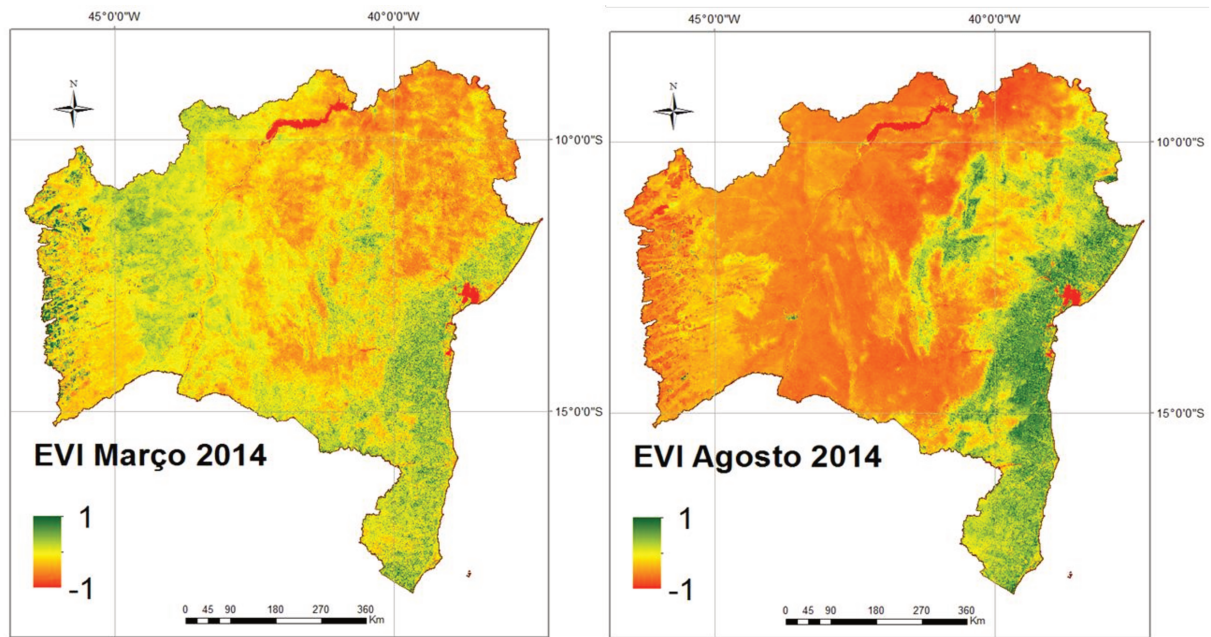
A Figura 20 mostra que no mês mais chuvoso de 2000, os valores do NDVI variaram de -0,30 a 0,92 e, no mês mais seco da estação seca, de -0,30 a 0,99. No ano de 2014, os valores mínimos de NDVI permaneceram iguais do ano de 2000, para ambas as estações. No entanto, houve um aumento do valor máximo quando comparado com a estação chuvosa e uma diminuição do valor máximo na estação seca, conforme Figura 21.

Figura 22. Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação EVI dos meses de março e agosto de 2000.



Fonte: Elaboração da autora

Figura 23. Imagem do sensor MODIS referente ao Índice de Vegetação EVI dos meses de março e agosto do ano de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

As Figuras 22 e 23 apresentam os valores do índice de vegetação realçada (EVI) para os meses de março e agosto dos anos de 2000 e 2014, respectivamente. Os valores máximos do EVI para ambos os meses são inferiores aos valores do NDVI. No entanto, a distribuição espacial dos valores são similares, pois os dois índices apresentam características espectrais semelhantes, sendo que o EVI é sensível à discriminação de variações estruturais na vegetação de áreas densamente vegetadas (HUETE et al., 2002) e mais sensível à variação na estrutura do dossel, incluindo o índice de área foliar, a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel.

Os valores negativos obtidos com o NDVI e EVI representam as nuvens e os corpos d'água, e os valores próximos ao zero, representam o solo nu ou exposto. O maior valor representa a presença de vegetação mais densa, indicando o grau de verde existente na superfície.

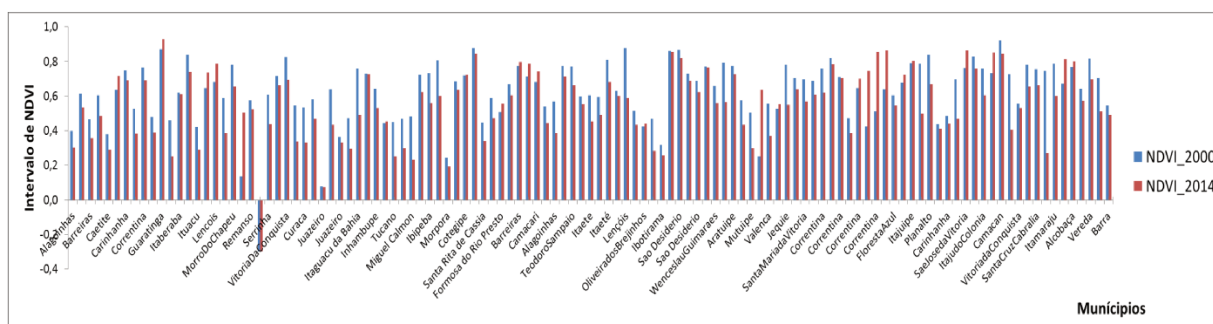
Os valores mais baixos dos índices de vegetação distribuem-se na depressão, os quais englobam espelho d'água, afloramentos rochosos, solo exposto e vegetação rala e espaçada. As áreas com valores altos de NDVI e EVI, no período seco, são áreas que predominam o uso do solo com agricultura irrigada, destacando algumas áreas do extremo

oeste do estado para produção de grãos, e ao norte o estado com a produção da fruticultura irrigada do Vale do São Francisco.

A região semiárida do estado é ocupada pelo bioma da caatinga. O estrato herbáceo e o dossel foliar da vegetação da caatinga sofrem alterações significativas nos valores estimados de NDVI e EVI, ocorrendo um aumento da refletância das folhas, devido à intensificação das atividades vegetativas depois das chuvas. Resultados semelhantes foram encontrados por Lobão e Silva (2013) ao analisar a biomassa do semiárido da Bahia, por meio do NDVI. As autoras constataram a sensibilidade da vegetação à ocorrência das estiagens e das precipitações pluviométricas.

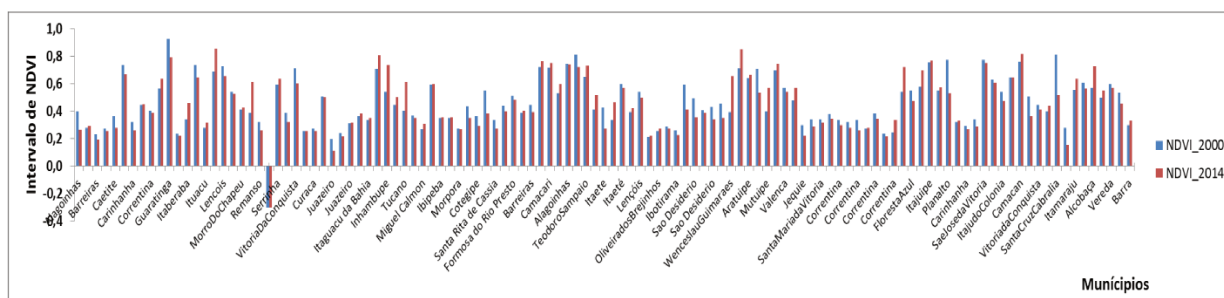
A Figura 24 mostra a distribuição dos valores de NDVI referente ao mês de março para os anos de 2000 e 2014. Com base nesta figura é possível analisar o comportamento espectral dos valores de NDVI em uma janela temporal de 15 anos.

Figura 24. Distribuição do NDVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de março.



Verifica-se na Figura 24, que os valores de NDVI do mês de março do ano de 2014 foram inferiores em quase todo o estado da Bahia com relação ao mesmo mês do ano de 2000. A expansão das áreas com valores de NDVI mais baixos entre o ano de 2000 e 2014 ocorreu principalmente ao norte do estado na região semiárida.

Figura 25. Distribuição do NDVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de agosto.



Verifica-se, na Figura 25 que os valores de NDVI do mês de agosto do ano 2000, em sua grande maioria, foram superiores aos valores de NDVI do ano de 2014. Isto ocorreu principalmente na região oeste e no semiárido do estado. Com a diminuição dos valores de NDVI entre os anos de 2000 a 2014, pode-se inferir que houve uma diminuição na cobertura vegetal do estado. Neste sentido, tendo a vegetação como um dos bioindicadores de desertificação mais importantes, este cenário aponta para um aumento de risco de desertificação entre os anos de 2000 e 2014.

Figura 26. Distribuição do EVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de março.

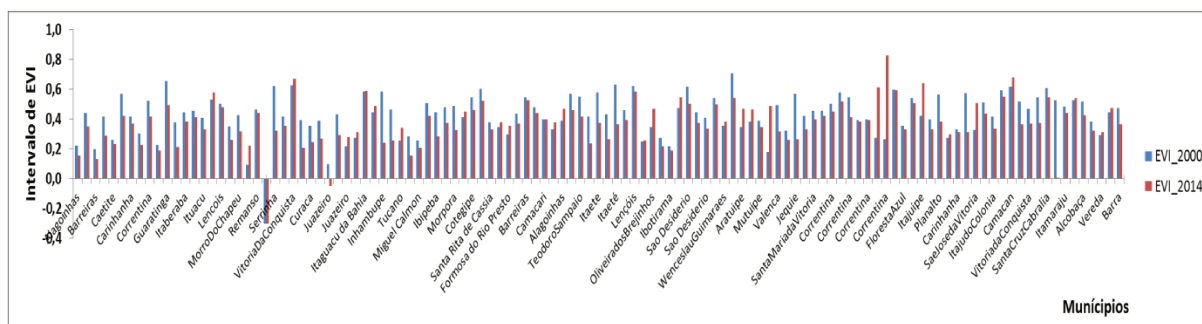
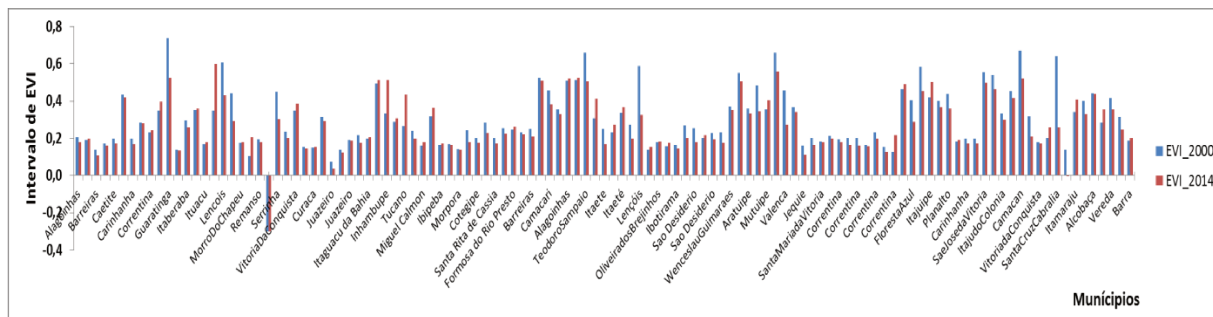


Figura 27. Distribuição do EVI nos anos de 2000 e 2014 no mês de agosto.



Verifica-se nas Figuras 26 e 27 que os valores do EVI do ano de 2014 diminuíram com relação àqueles de 2000. Essa mesma situação foi observada com os dados de NDVI. A diminuição da cobertura vegetal no estado está relacionada ao avanço do desmatamento que a região, principalmente no semiárido. Estes resultados foram relatados no relatório do Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2011). Este mesmo relatório afirma que em termos de área absoluta, a Bahia foi o estado que mais sofreu supressão da cobertura vegetal nativa da Caatinga.

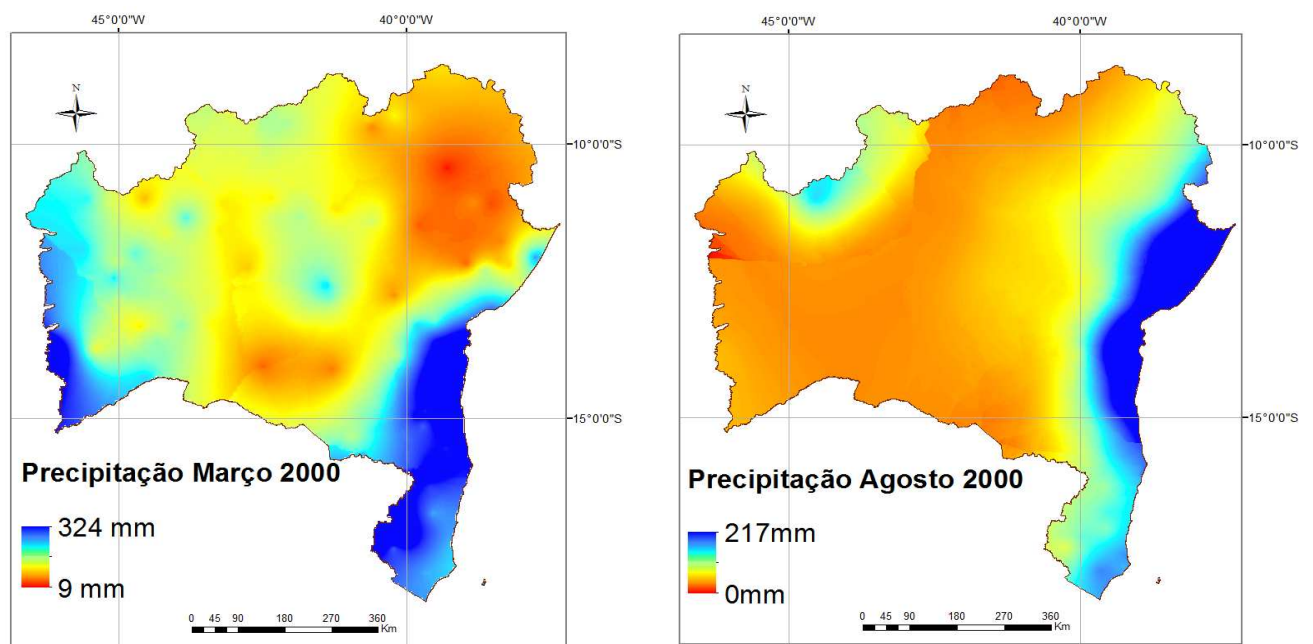
4.3 Indicador de desertificação: Meteorológicos

4.3.1 Precipitação pluviométrica

Os maiores volumes encontram-se na costa litorânea e ao sul do estado, na estação chuvosa. O oeste do estado também apresenta volumes altos de chuva, seguido da região da Chapada Diamantina, com atuação do efeito orográfico, formando um micro clima com mais chuva, no interior da região semiárida (Figura 28). Essa distribuição confirma a ação periférica dos sistemas dinâmicos Zona de Convergência Inter Tropical (ZCIT), Vórtices Ciclônicos (VCAN), Sistema Frontal (SF) e Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), que possibilitam a existência de regimes pluviais diferentes e superpostos sobre o território baiano, verificados da mesma forma por Kousky (1979) e Dourado et al. (2013).

A Figura 28 apresenta a distribuição pluviométrica dos meses de março e agosto do ano 2000. Os menores volumes, em ambas as estações (chuvosa e seca), encontram-se ao norte do estado, seguido da região localizada no centro da Bahia. Estas áreas são caracterizadas pela alta variabilidade pluviométrica e pela frequência recorrente de longos períodos de seca, e estão inseridas no clima semiárido.

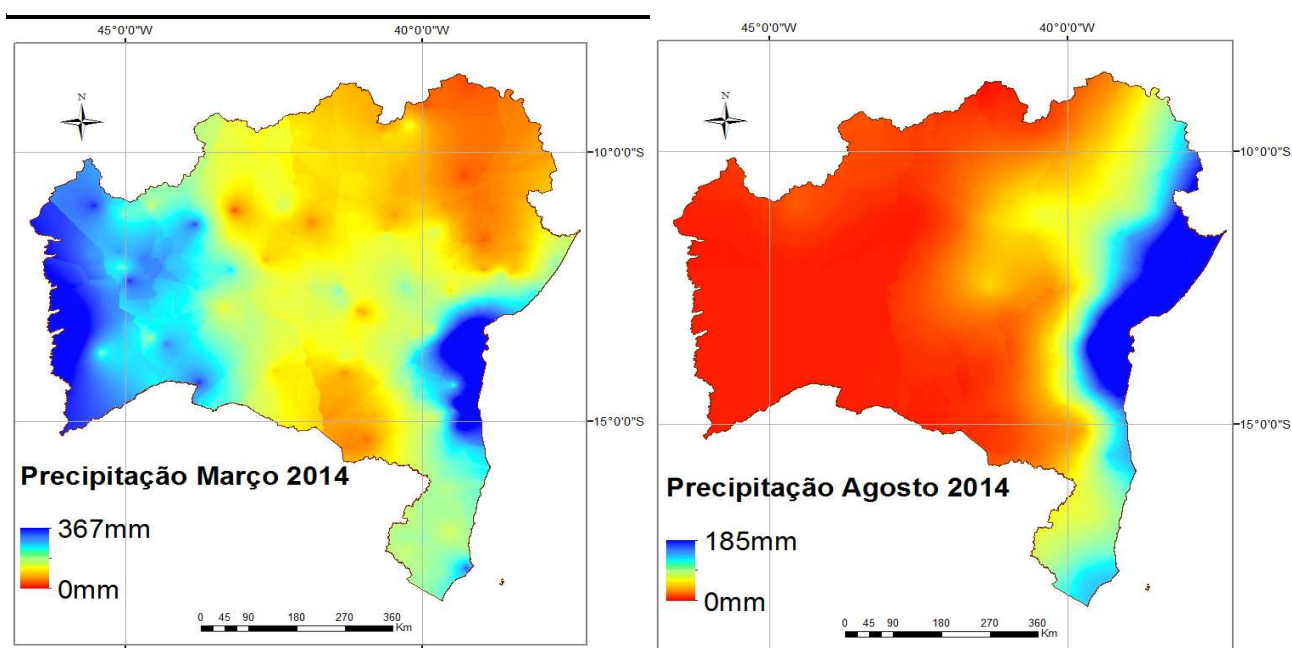
Figura 28. Mapa pluviométrico da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2000.



Fonte: Elaboração da autora

No mês de março, mesmo sendo o mais chuvoso do estado, alguns municípios ao norte da região apresentaram volumes pluviométricos de 9 mm. Em agosto, grande parte dos municípios que compõem as regiões oeste, centro e norte do estado apresentaram volumes pluviométricos abaixo de 10 mm (Figura 28). Um contraste observado em ambos os mapas é sobre o regime de chuvas da região oeste, onde, no período chuvoso, ela apresenta um dos maiores volumes pluviométricos juntamente com o litoral do estado. No entanto, no período seco, é a região que apresenta os menores volumes de chuva, juntamente com as regiões norte e central do estado.

Figura 29 Mapa pluviométrico da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

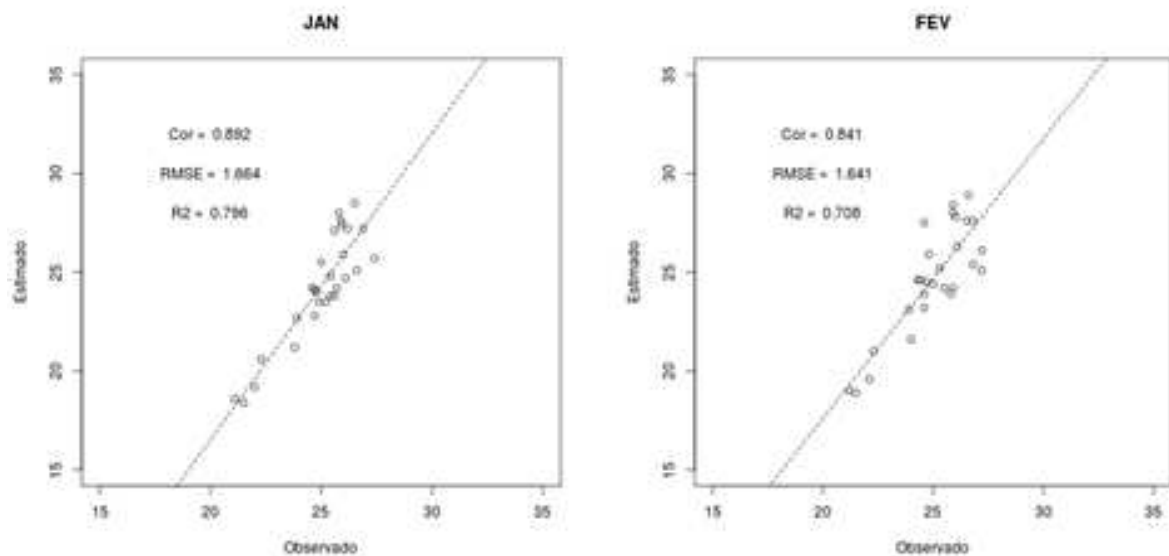
Verifica-se na Figura 29 a distribuição espacial dos volumes de chuva para os meses de março e agosto do ano de 2014. Esta distribuição foi similar ao ano de 2000. No entanto, observa-se que os volumes de chuva de 2014 foram inferiores àqueles de 2000, principalmente na estação seca, com uma diferença do valor máximo de 217 mm para 185 mm, bem como, um número maior de municípios, particularmente no oeste e centro do estado, com volumes abaixo de 10 mm.

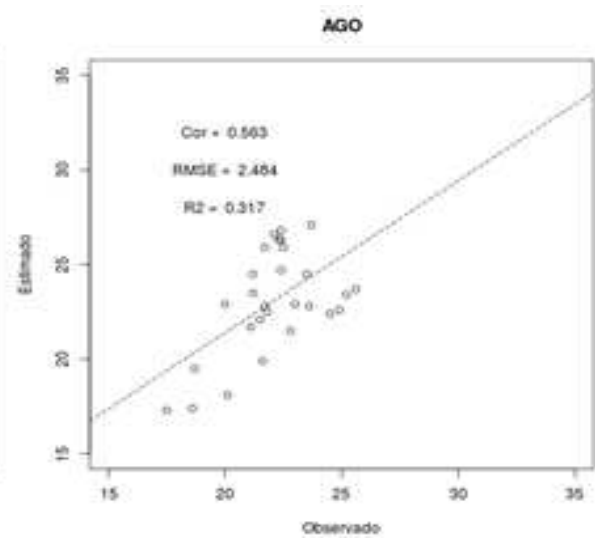
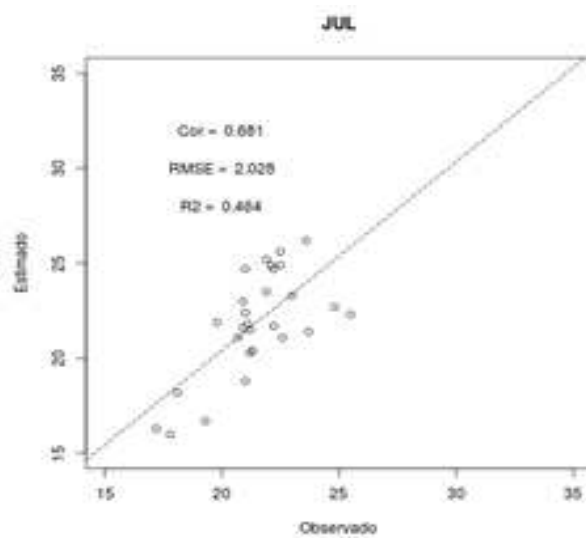
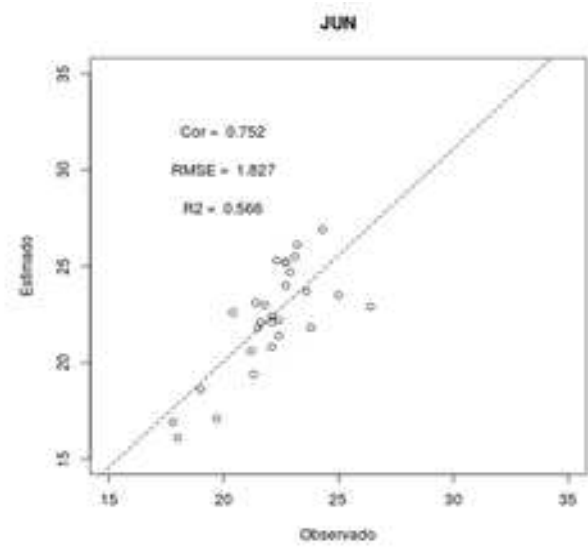
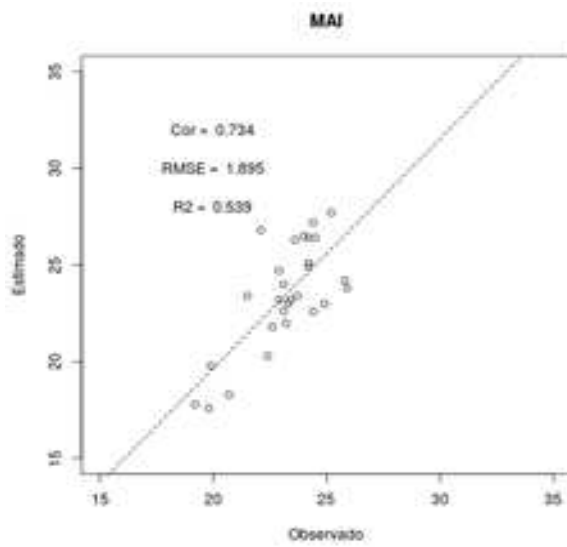
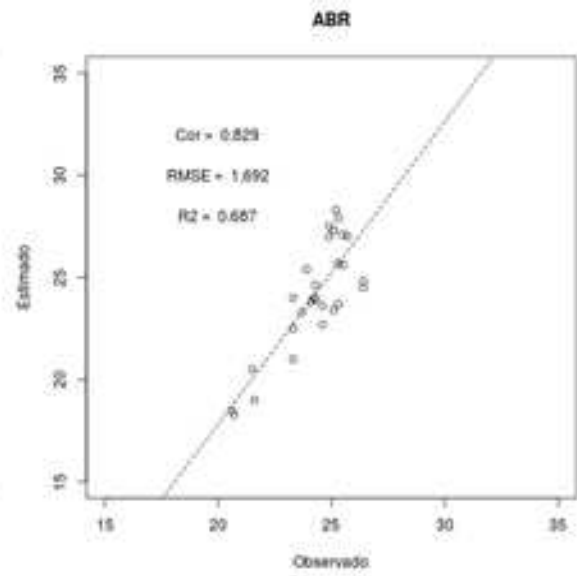
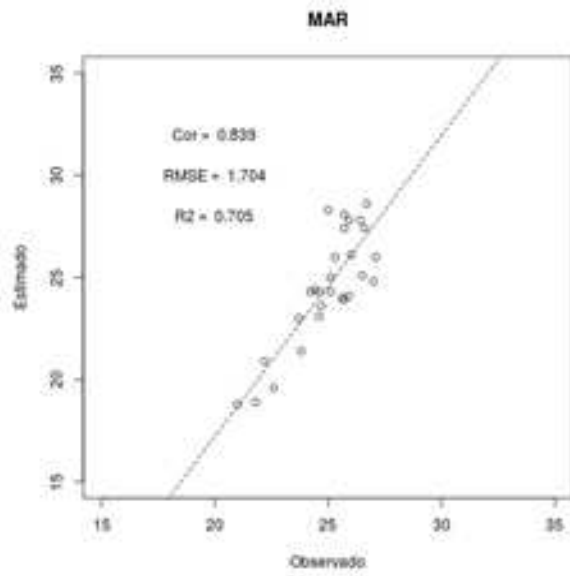
4.3.2 Temperatura

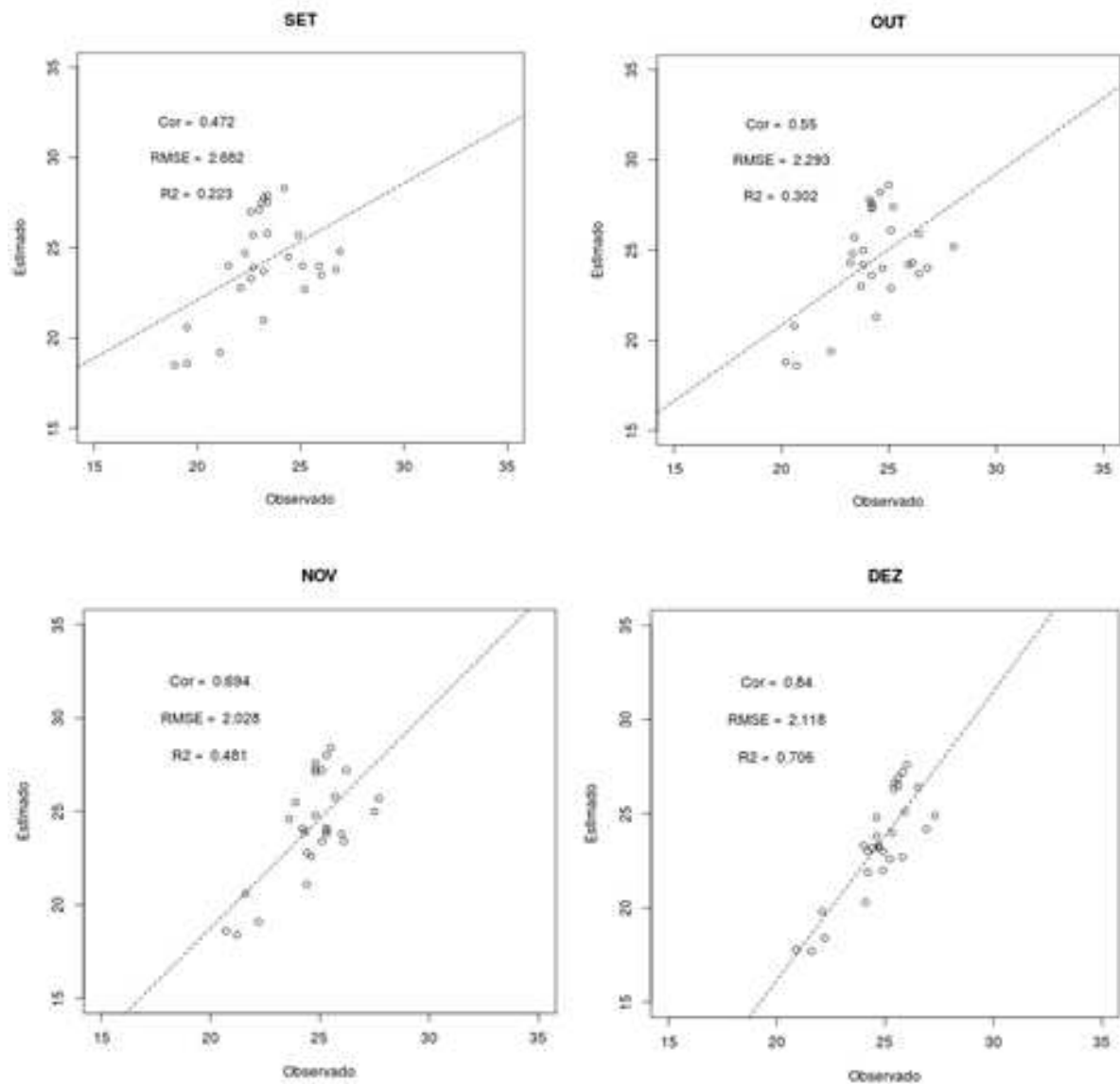
Para avaliação dos modelos de regressão, para cada mês foi separado um conjunto de teste com 25 instâncias, correspondendo a 21% do conjunto de dados. Dessa forma, as estimativas dos modelos de regressão foram comparadas com os valores efetivamente observados e a qualidade do ajuste foi observada de acordo com as seguintes métricas: RMSE, R^2 e Correlação de Pearson, métricas utilizadas amplamente na literatura (HASTIE et. al, 2009).

De acordo com a Figura 30, observa-se que todos os modelos têm um poder de predição elevado, tal que os valores de todos os RMSE são baixos em relação à escala de valores, os R^2 superiores a 0,7 e as correlações também superiores a 0,7. Desta forma, os modelos para previsões foram utilizados para estimar os valores de temperatura média nas 117 estações no estado da Bahia.

Figura 30. Correlação linear de Pearson aplicada aos dados de temperatura observado x estimados.

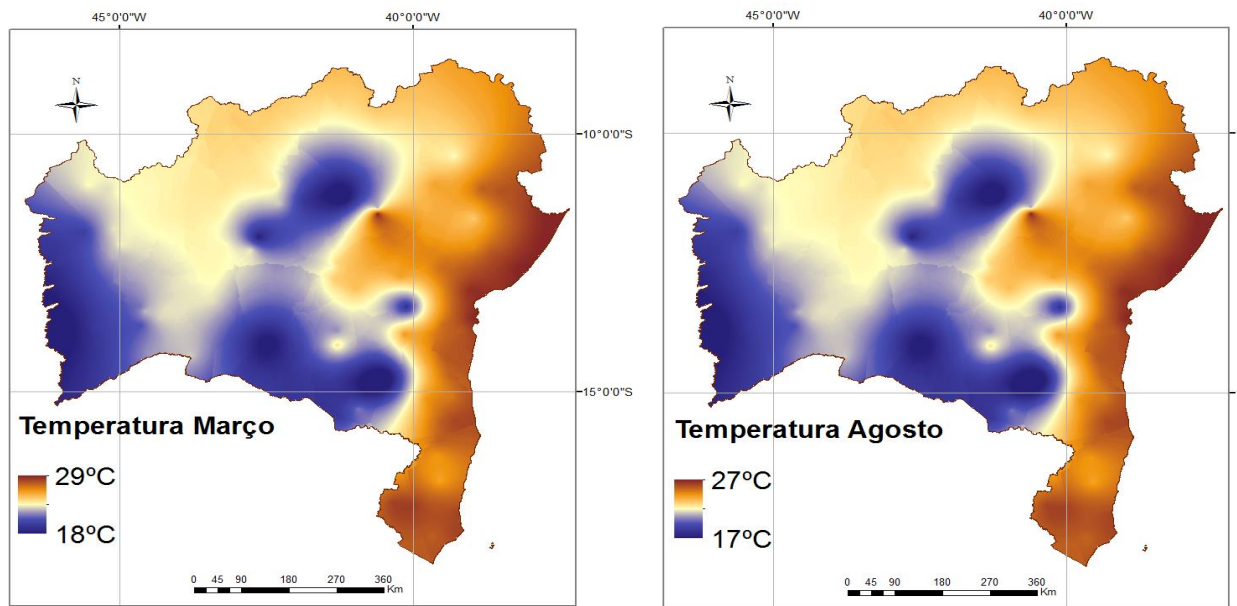






O mapa da Figura 31 mostra distribuição da temperatura média da Bahia, após aplicação da equação de regressão proposta por Pinto et al. (1972) e adaptada por Cavalcante e Silva (1994), para estimativa de temperatura média. Observa-se na Figura 31 que as maiores temperaturas ocorrem na região litorânea, ao norte e numa parte do centro do estado da Bahia. Na estação chuvosa, a máxima da temperatura chega a 29°C e a mínima a 18°C, enquanto na estação seca a máxima atinge 27°C e a mínima 17°C.

Figura 31. Mapa de temperatura média da Bahia referente aos meses de março e agosto do período de 2000 a 2014.



Fonte: Elaboração da autora

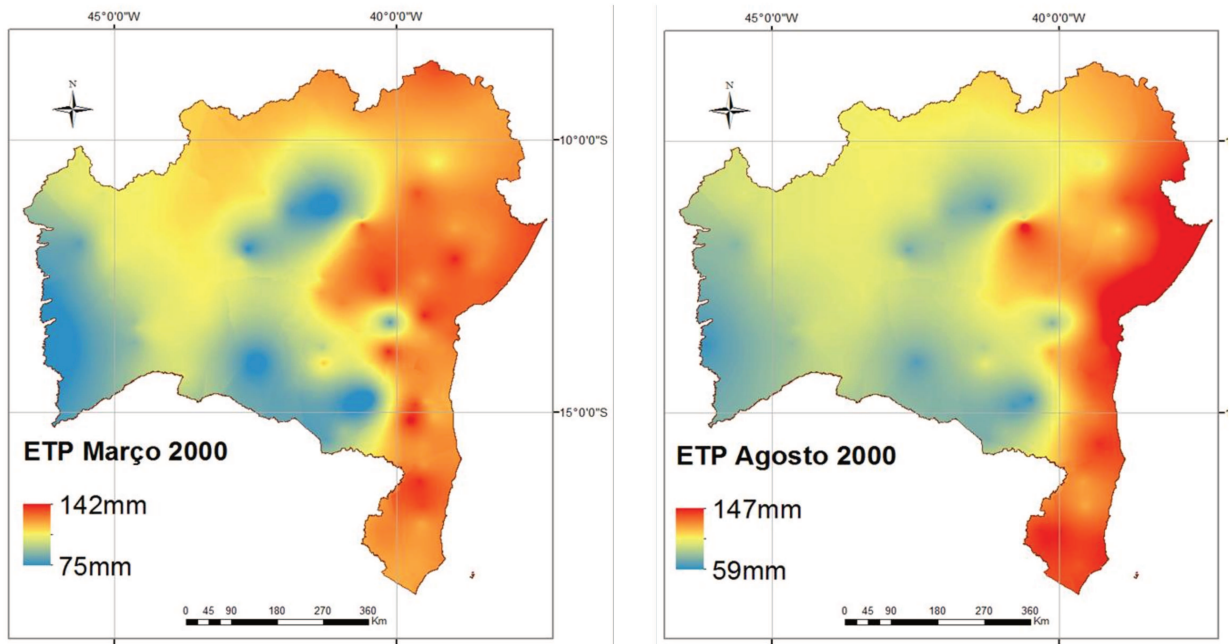
Para Liu et al. (2006), a temperatura da superfície pode ser um parâmetro chave para diversos estudos do meio ambiente. Além de ser uma das variáveis mais importantes no cálculo da Evapotranspiração, esta última é utilizada no cálculo do Índice de Aridez, considerado um dos índices mais importantes na identificação de áreas de desertificação, segundo a Convenção de Combate à Desertificação.

4.3.3 Evapotranspiração

As Figuras 32 e 33 apresentam a distribuição espacial da Evapotranspiração (ETP) para os meses de março e agosto dos anos de 2000 e 2014. Estes dados foram extraídos do Balanço Hídrico Climatológico – BHC, determinado para cada uma das estações analisadas. Os resultados das taxas máximas e mínimas se assemelham entre os anos de 2000 e 2014, visto que o valor da temperatura utilizado para ambos os anos foram os mesmos.

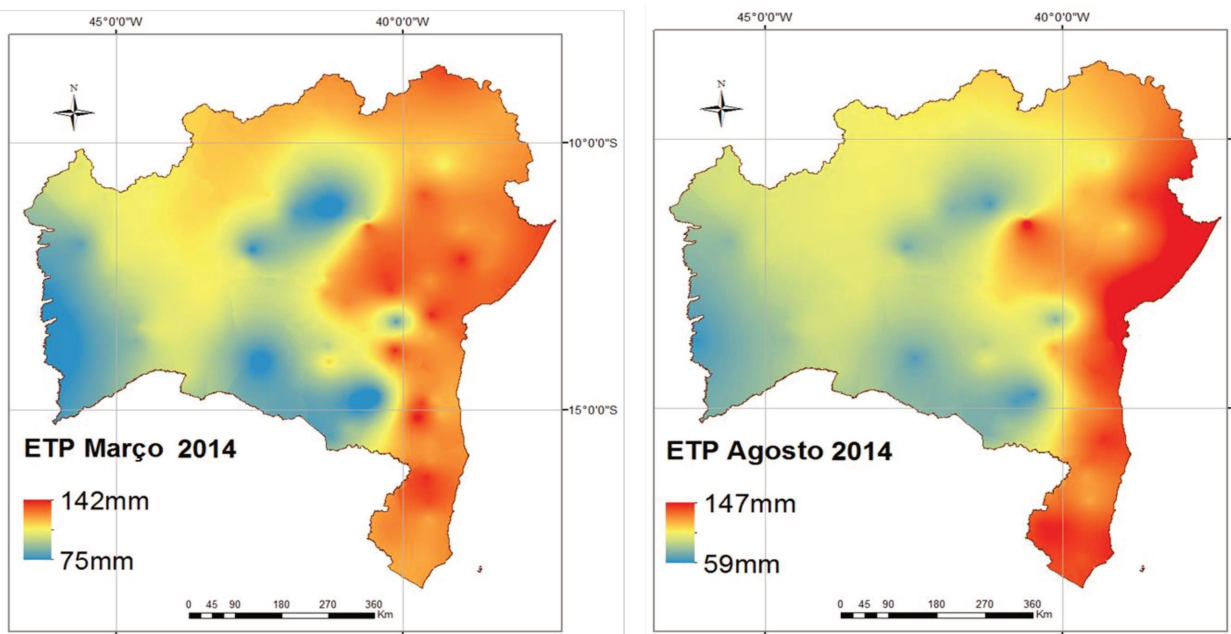
Verifica-se nas Figuras 32 e 33 que as taxas de ETP anuais variaram de 75 mm a 142 mm para o mês de março e de 59 mm a 147 mm para o mês de agosto. Os níveis mais elevados concentram-se entre o litoral, ao norte e numa parte do centro do estado.

Figura 32. Mapa de Evapotranspiração da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2000.



Fonte: Elaboração da autora

Figura 33. Mapa de Evapotranspiração da Bahia referente aos meses de março e agosto do ano de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

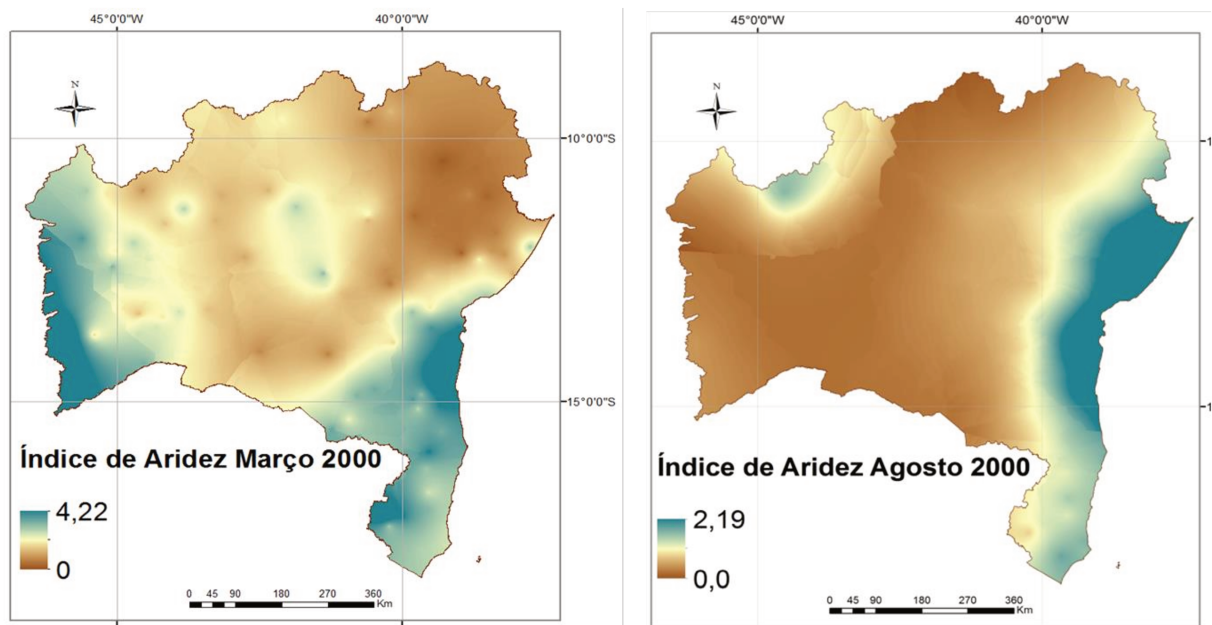
4.3.4 Índice de aridez

O índice de aridez (IA) foi adotado como critério internacional pela Convenção de Combate à Desertificação para aplicação do Plano de Combate à Desertificação (UNCCD, 1994), e tem sido utilizado em diversos trabalhos com essa mesma finalidade (VIEIRA, et al., 2015; ALVES, et al., 2015; MARENGO e BERNASCONI, 2015). O índice de aridez delimita os níveis de risco de desertificação (Tabela 12) de acordo com a seguinte classificação climática: hiperárido, árido, semiárido, subúmido seco, subúmido úmido.

Tabela 12. Níveis de risco de desertificação segundo MATALLO JÚNIOR, 2001.

Nível de Susceptibilidade à Desertificação	Índice de Aridez
Muito Alto	0,05 - 0,20
Alto	0,21 - 0,50
Moderado	0,51 - 0,65
Baixo	> 0,65

Figura 34. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2000.

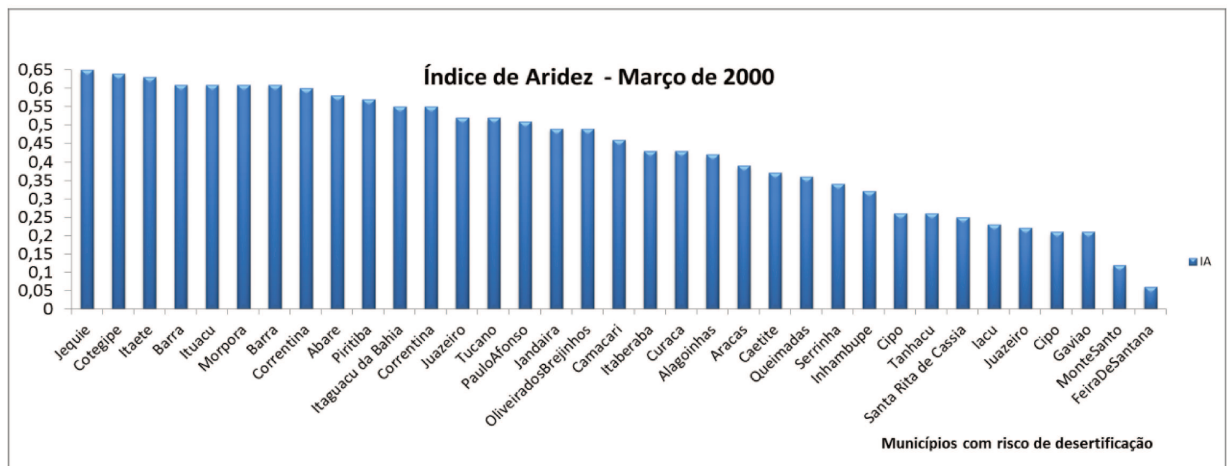


Fonte: Elaboração da autora

Observa-se na Figura 34 que o índice de aridez do mês de março (período chuvoso) variou de 0,0 a 4,22, apresentando áreas de risco baixo a risco muito alto. As áreas com risco de desertificação “Baixo” concentram-se na costa litorânea e a oeste do estado, estas regiões apresentam os maiores volumes pluviométricos. As áreas que apresentaram os

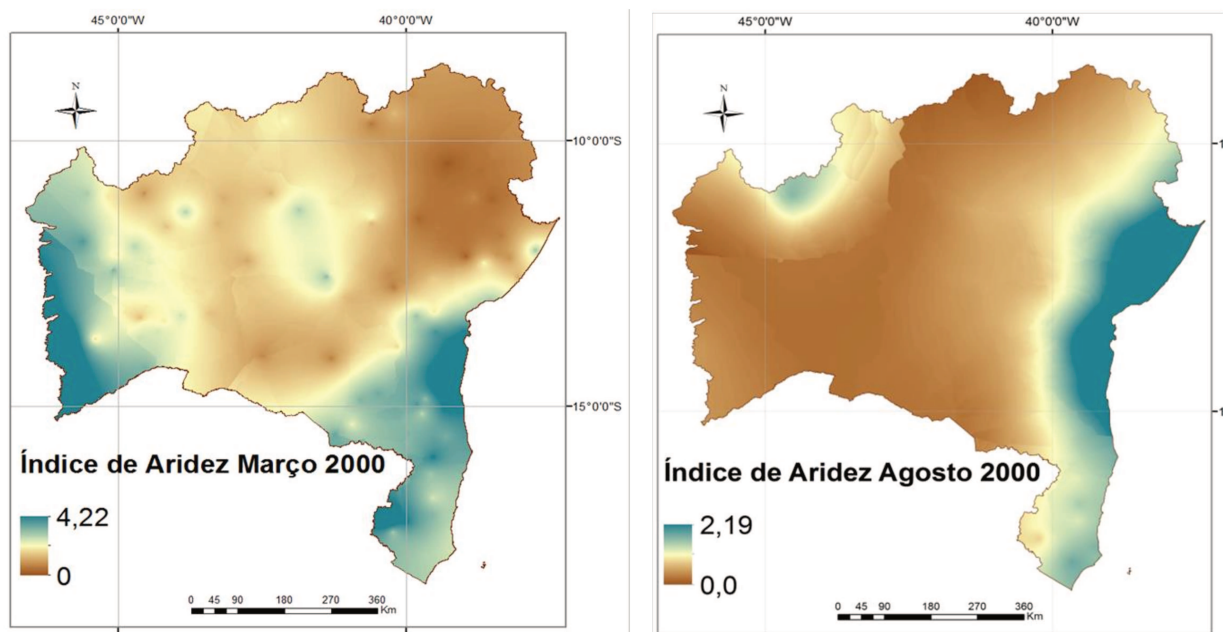
menores valores de índice de aridez são as regiões ao norte e no centro do estado, particularmente a região semiárida (Figura 34 e Figura 35).

Figura 35. Relação dos municípios com risco de desertificação.



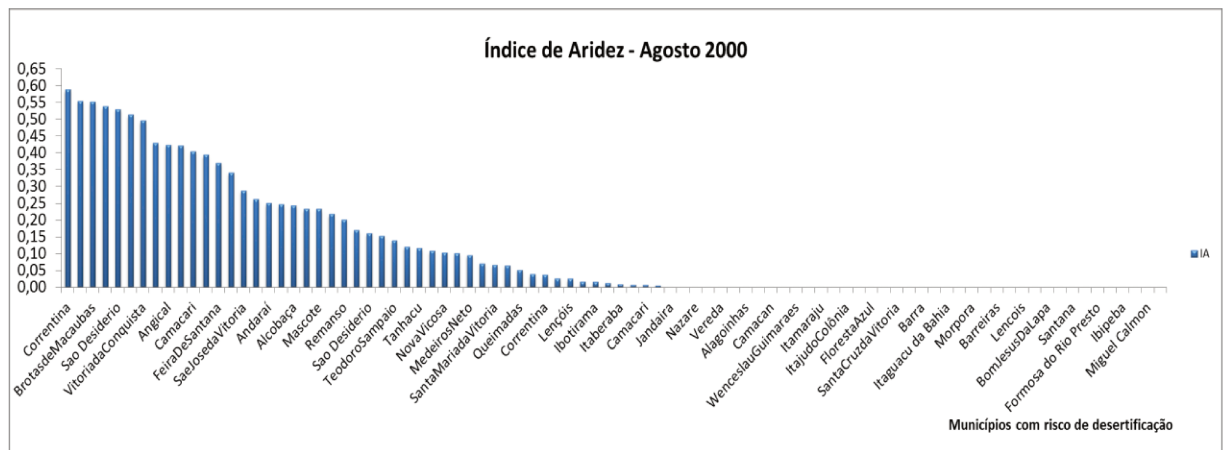
Verifica-se na Figura 36 que o mês de agosto (período seco) apresentou valores menores de índice de aridez em relação ao mês de março. O valor mínimo foi de 0,0 e o máximo de 2,19. Como o volume pluviométrico afeta diretamente o cálculo do índice de aridez, grande parte do oeste do estado que não foi classificada como área de risco de desertificação, durante o período chuvoso, no período seco passa a ser considerada como área de risco. Os menores IAs se encontram ao norte do estado e os maiores na região do litoral.

Figura 36. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2000.



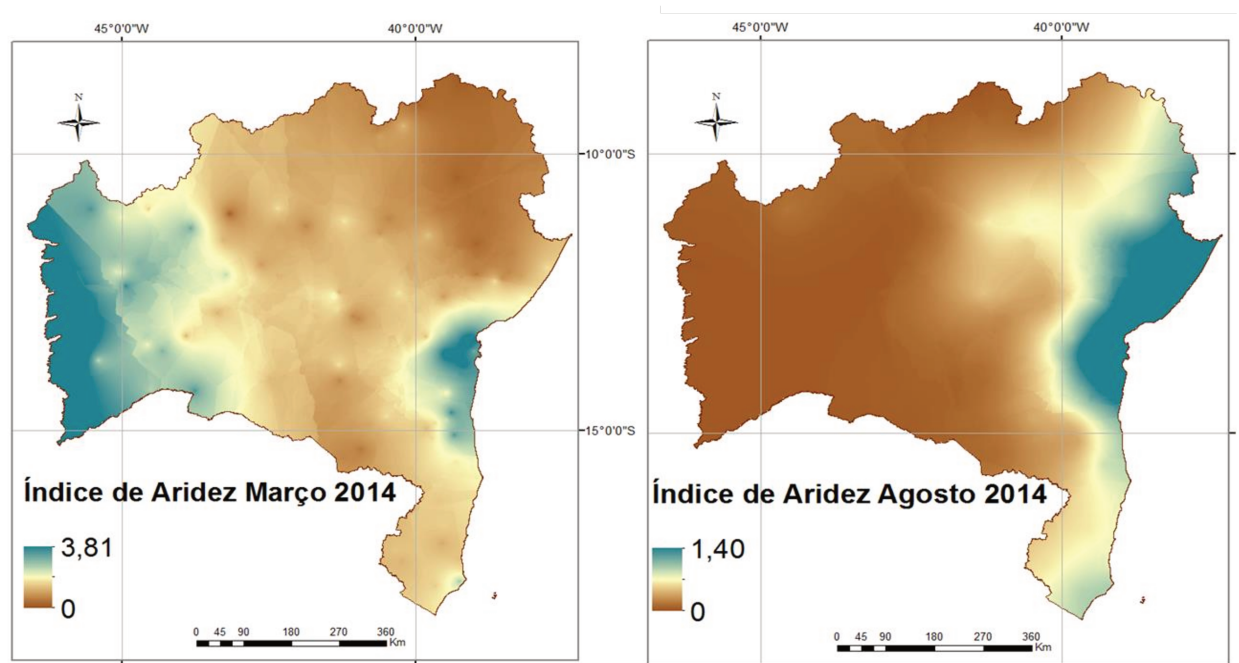
Fonte: Elaboração da autora.

Figura 37. Relação dos municípios com risco de desertificação.



Na Figura 37 estão representados os municípios que foram classificados como áreas de risco de desertificação nas categorias “Muito alto”, “Alto” e “Moderado”. Estes municípios estão concentrados na região ao norte, centro e região oeste do estado.

Figura 38. Mapa do índice de aridez da Bahia referente aos meses de março e agosto de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

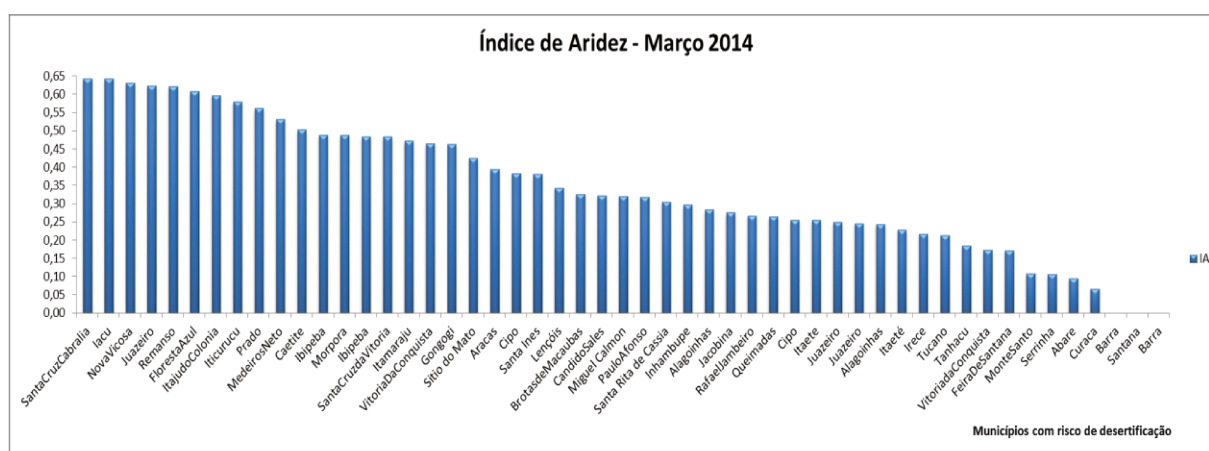
A Figura 38 mostra a distribuição espacial dos valores do índice de aridez para os meses de março e agosto do ano de 2014. Observa-se que os valores máximos do IA do ano de 2014 para ambos os meses foram inferiores àqueles do ano 2000. Isto ocorreu devido aos

volumes pluviométricos do ano de 2014 serem inferiores aos do ano de 2000. Como nesta situação, os valores de Evapotranspiração utilizados no cálculo do IA foram os mesmos para ambos os anos, a influência direta para a variação do IA foi o volume pluviométrico.

Verifica-se na Figura 36 que no mês de março os maiores índices de aridez encontram-se na região do litoral e no oeste do estado. Destaca-se uma variação nos valores do IA do mês de março de 2000 com relação a março de 2014, na região sul do estado. Enquanto, no mês de março de 2000, esta região apresentou os maiores valores de índice de aridez, sendo classificada como área de baixo risco de desertificação, no ano de 2014 o IA desta região diminuiu.

Na Figura 39 estão listados os municípios classificados como áreas de risco de desertificação no mês de março do ano de 2014. Foram classificados como áreas de risco 51 municípios, um aumento de 16 municípios quando comparados com o mês de março do ano de 2000, que apresentou 35 municípios com risco de desertificação.

Figura 39. Relação dos municípios com risco de desertificação no estado da Bahia.



Observa-se na Figura 38 que no mês de agosto as altas taxas do índice de aridez concentram-se apenas no litoral do estado. As menores taxas estão localizadas ao norte e na região central do estado, não variando entre as estações (chuvosa e seca).

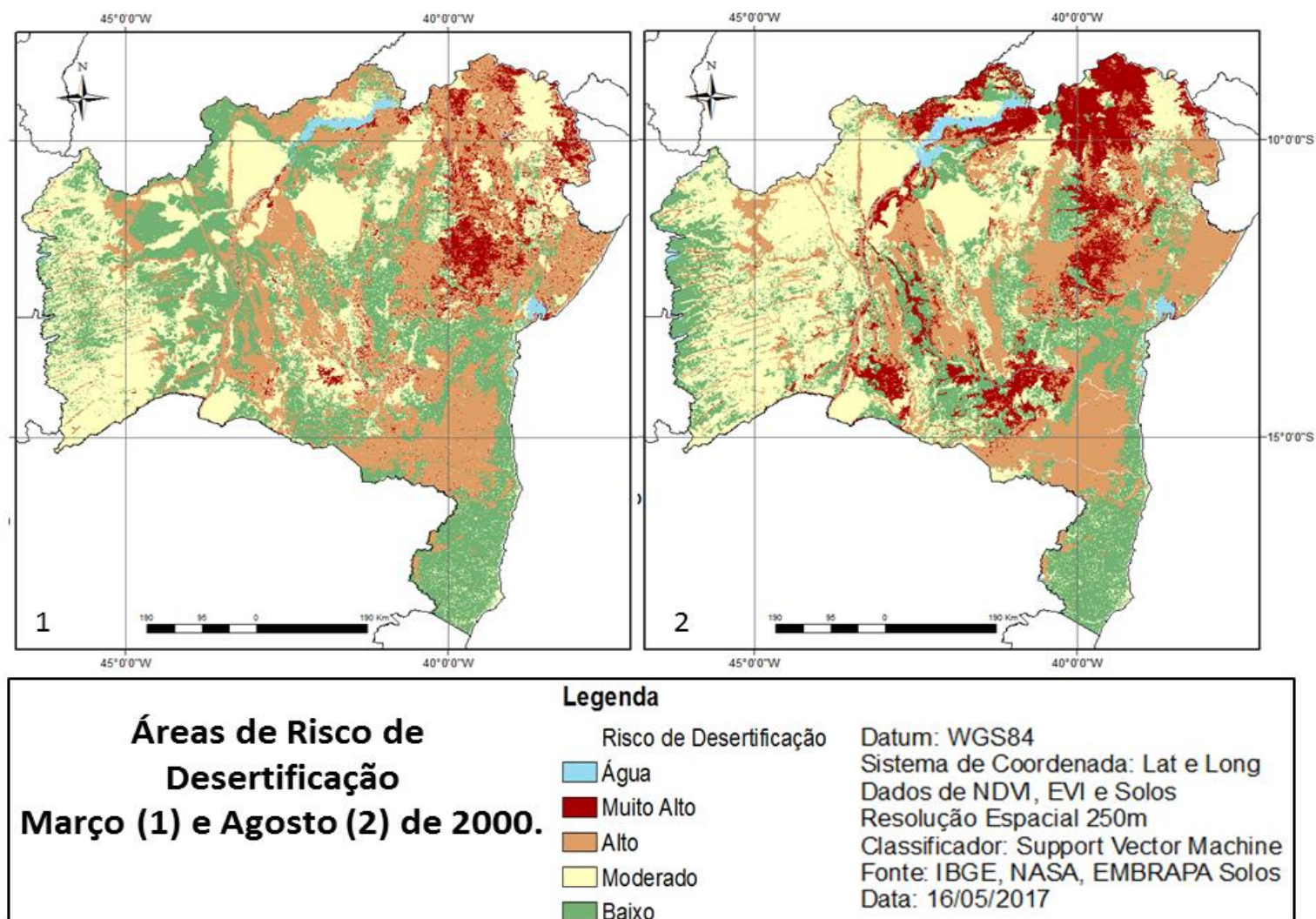
A Figura 40 mostra os municípios classificados como áreas de risco de desertificação no mês de agosto do ano de 2014. Observa-se um aumento de áreas de risco de desertificação, quando comparadas com o ano de 2000. Em agosto do ano de 2000, 88 municípios foram enquadrados na categoria de risco, variando de “Muito alto”, “Moderado” e

por Sá et al. (1994, 2014 e 2015), ao delimitar áreas de risco de desertificação nos estados da Paraíba e Ceará e na Região de Desenvolvimento do Sertão do São Francisco. Os autores selecionaram a cobertura vegetal e o tipo de solo como variáveis para explicar a natureza do fenômeno da desertificação.

As quatro classes de risco de desertificação, “Muito alto”, “Alto”, “Moderado” e “Baixo” estão presentes no território baiano nos dois períodos estudados. As áreas de ocorrência de risco “Muito alto” estão localizadas ao norte e em uma parte da região central do estado. A classe de risco “Alto” concentra-se ao norte da região litorânea e no interior do estado. A classe de risco “Moderado” aparece nas áreas no oeste e no interior da Bahia. Por fim, as áreas de risco “Baixo” encontram-se no litoral, em parte do oeste e numa pequena porção do interior do estado, conforme mostra a Figura 41.

Vieira et al. (2015) e CGEE (2016) apresentaram como resultados uma distribuição espacial das áreas de risco de desertificação semelhante à verificada neste trabalho.

Figura 41 Áreas de risco de desertificação referente aos meses de março e agosto de 2000.



Fonte: Elaboração da autora

Tabela 13. Distribuição da área das classe de risco de desertificação no estado da Bahia, utilizando as variáveis solo, vegetação (NDVI, EVI).

Classe	2000	
	Março (área em km ²)	Agosto (área em Km ²)
Muito Alto	18.085.015	70.923.084
Alto	199.927.991	187.813.606
Moderado	98.044.980	194.261.331
Baixo	235.071.524	98.100.405

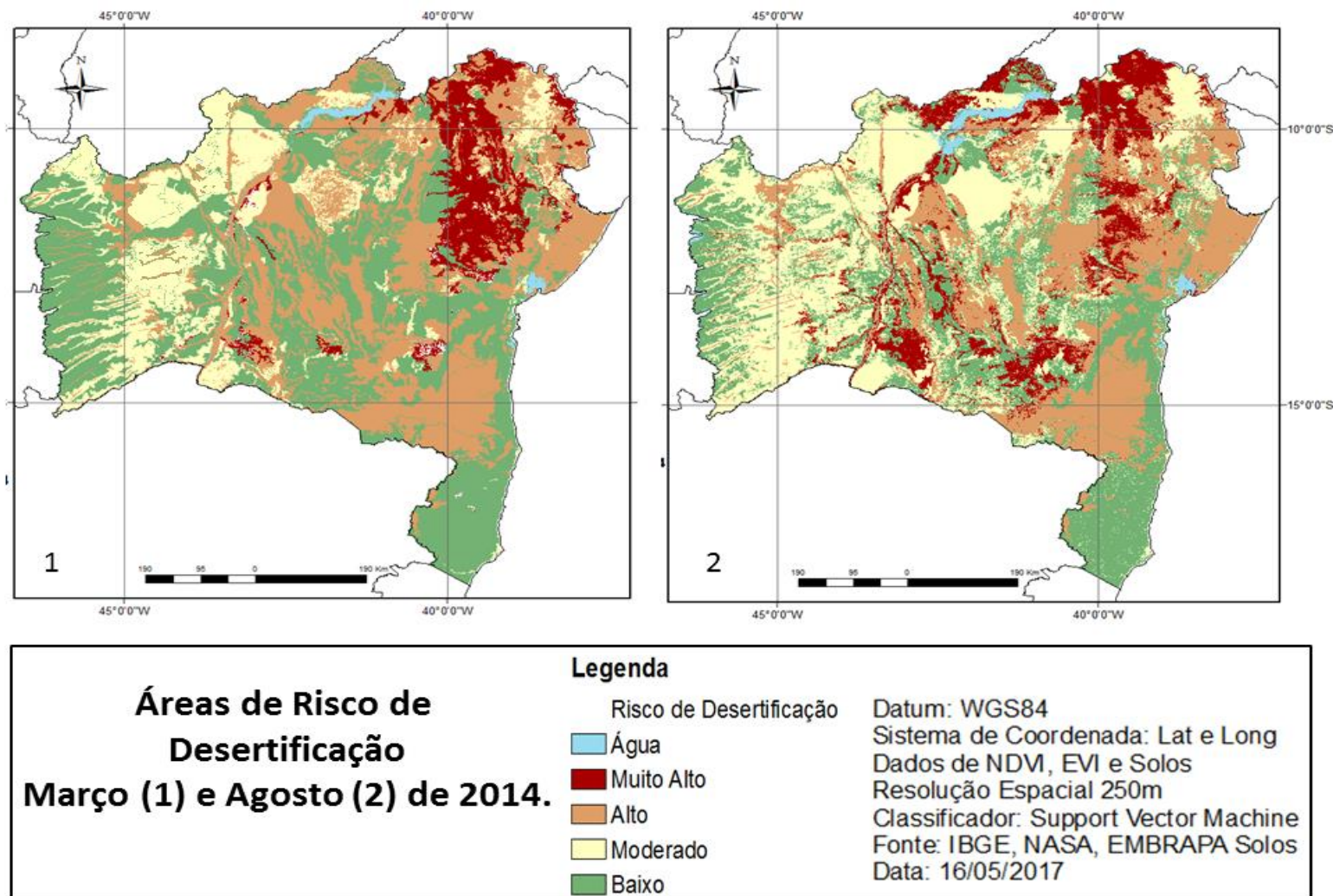
Verifica-se na Tabela 16 que o período seco apresenta um aumento do risco “Muito alto” e “Moderado” em relação ao chuvoso e seco. A área correspondente ao risco “Muito alto” expandiu em aproximadamente 38.000 km². Isto ocorreu principalmente ao norte do estado, onde a presença de afloramentos rochosos e solos do tipo Planossolo Nátrico, bem como em áreas do interior do estado e em uma porção a margem do rio São Francisco, na mesorregião do Vale do São Francisco. A expansão do risco “Moderado” ocorreu principalmente na região oeste e no interior da Bahia, área pertencente ao semiárido. Observa-se um aumento de aproximadamente 18.000 km² nas áreas de risco “Moderado”.

As áreas de risco “Alto” e “Baixo” no mês de agosto foram menores em relação ao mês de março. Muitas dessas áreas consideradas como áreas de risco “Alto” no período chuvoso passaram a ser consideradas como áreas de risco “Muito alto” no período seco. As áreas classificadas como risco “Baixo” foram classificadas como áreas de risco “Moderado”.

4.4.2 Áreas de risco de desertificação ano 2014

Nesta seção estão descritos os resultados da classificação das áreas de risco de desertificação referente ao ano de 2014, utilizando como indicador as variáveis vegetação e solos. Verifica-se na Figura 42 uma maior ocorrência da classe de risco “Baixo” no mês de março (período chuvoso) em relação ao mês de agosto (período seco).

Figura 42 Áreas de risco de desertificação referente aos meses de março e agosto de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

Tabela 14. Distribuição da área das classe de risco de desertificação no estado da Bahia, utilizando as variáveis solo, vegetação (NDVI, EVI).

Classe	2014	
	Março (área em km ²)	Agosto (área em Km ²)
Muito Alto	31.890.065	99.284.708
Alto	187.110.212	173.403.257
Moderado	98.021.731	183.873.388
Baixo	234.110.481	94.536.997

Com relação aos dados apresentados na Tabela 14 pode-se inferir que houve uma expansão da classe de risco “Muito alto” e “Moderado” no período seco. Para a classe que corresponde ao risco “Muito alto” essa expansão foi de aproximadamente 211% em relação ao período chuvoso, e para a classe de risco “Moderado” este aumento foi de 87,58%.

Verifica-se que no período seco as classes de risco “Ato” e “Baixo” diminuíram em 7,32% e 59,61%, respectivamente, quando comparadas com o período chuvoso, Tabela 14. Observando a distribuição espacial a áreas de classificadas como de risco “Baixo” no mês de março migraram para a classe moderada, ou seja, aumentou o risco de desertificação nessas áreas. Assim como, as áreas de classificadas com risco “Muito alto” ocuparam uma área que na classificação do ano 2000 era de risco “Alto”, principalmente as áreas ao norte.

Esta variação na classificação das áreas de risco de desertificação, entre os períodos chuvoso e seco, principalmente apontando um aumento no risco nos períodos secos, está relacionada também a influencia da precipitação nos valores de EVI, NDVI. Esta relação foi constatada por Becerra et al. (2009), em estudo sobre a relação entre a vegetação e a precipitação na região do Cerrado, por meio dos índices de vegetação NDVI e EVI. Os autores observaram que o período com menor volume pluviométrico foi o mesmo com os menores valores de EVI.

Tabela 15. Comparativo entre a distribuição das áreas de risco de desertificação do mês de março entre 2000 e 2014.

Classe	Março (área em km ²)	
	2000	2014
Muito Alto	18.085.015	31.890.065
Alto	199.927.991	187.110.212
Moderado	98.044.980	98.021.731
Baixo	235.071.524	234.110.481

A Tabela 15 mostra a expansão do risco de desertificação no estado da Bahia, principalmente para as classes “Muito alto” e “Alto”. O indicador fragilidade do solo utilizado é a mesmo para os anos 2000 e 2014, no entanto, o indicador vegetação (NDVI e EVI) possui valores diferentes para cada data. Sendo este, o principal elemento para classificação de áreas de desertificação nesta análise. Com isso, pode-se inferir que a área com cobertura vegetal diminuiu no território da Bahia, tornando o solo mais exposto e vulnerável à desertificação.

Tabela 16. Comparativo entre a distribuição das áreas de risco de desertificação do mês de agosto entre 2000 e 2014.

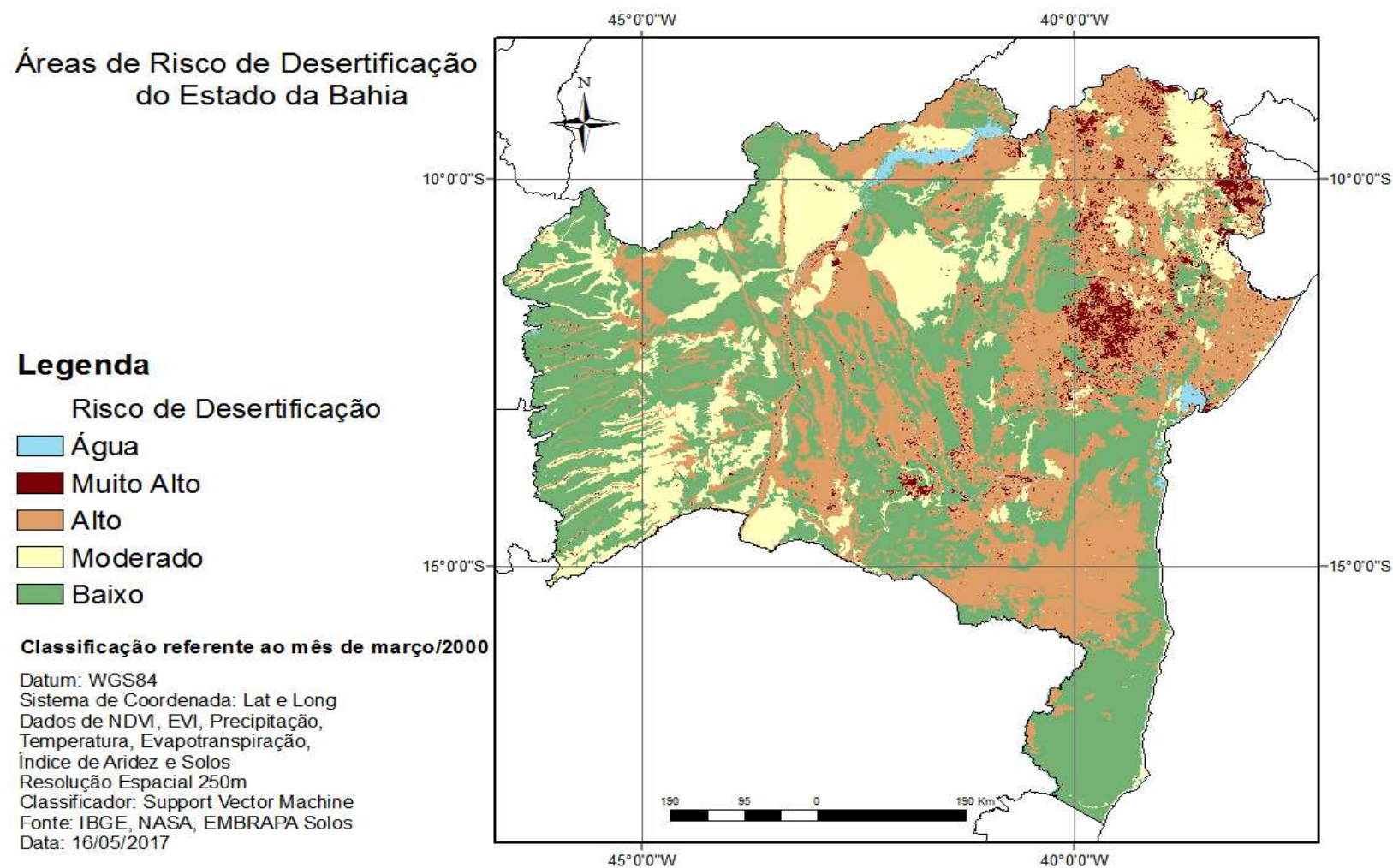
Classe	Agosto	
	2000 (área em km ²)	2014 (área em km ²)
Muito Alto	67.957.170	68.624.333
Alto	151.272.191	152.039.922
Moderado	188.657.282	172.960.012
Baixo	138.367.346	158.493.985

Observa-se que ano de 2014 houve um aumento nas áreas referente ao risco “Muito alto” e “Alto”, o que ocorreu também no período chuvoso. Ressalta-se a este respeito, o alerta do aumento da aridez no território da Bahia. Principalmente, nas regiões localizadas ao norte e na região do centro do estado.

As Figuras 43, 44, 45 e 46 mostram a distribuição das áreas de desertificação referente aos meses de março e agosto dos anos de 2000 e 2014. Neste cenário foi utilizado os sete indicadores de desertificação, a saber: Precipitação, temperatura, evapotranspiração, índice de aridez, NDVI, EVI e fragilidade do solo, para a classificação das áreas com potencial de risco.

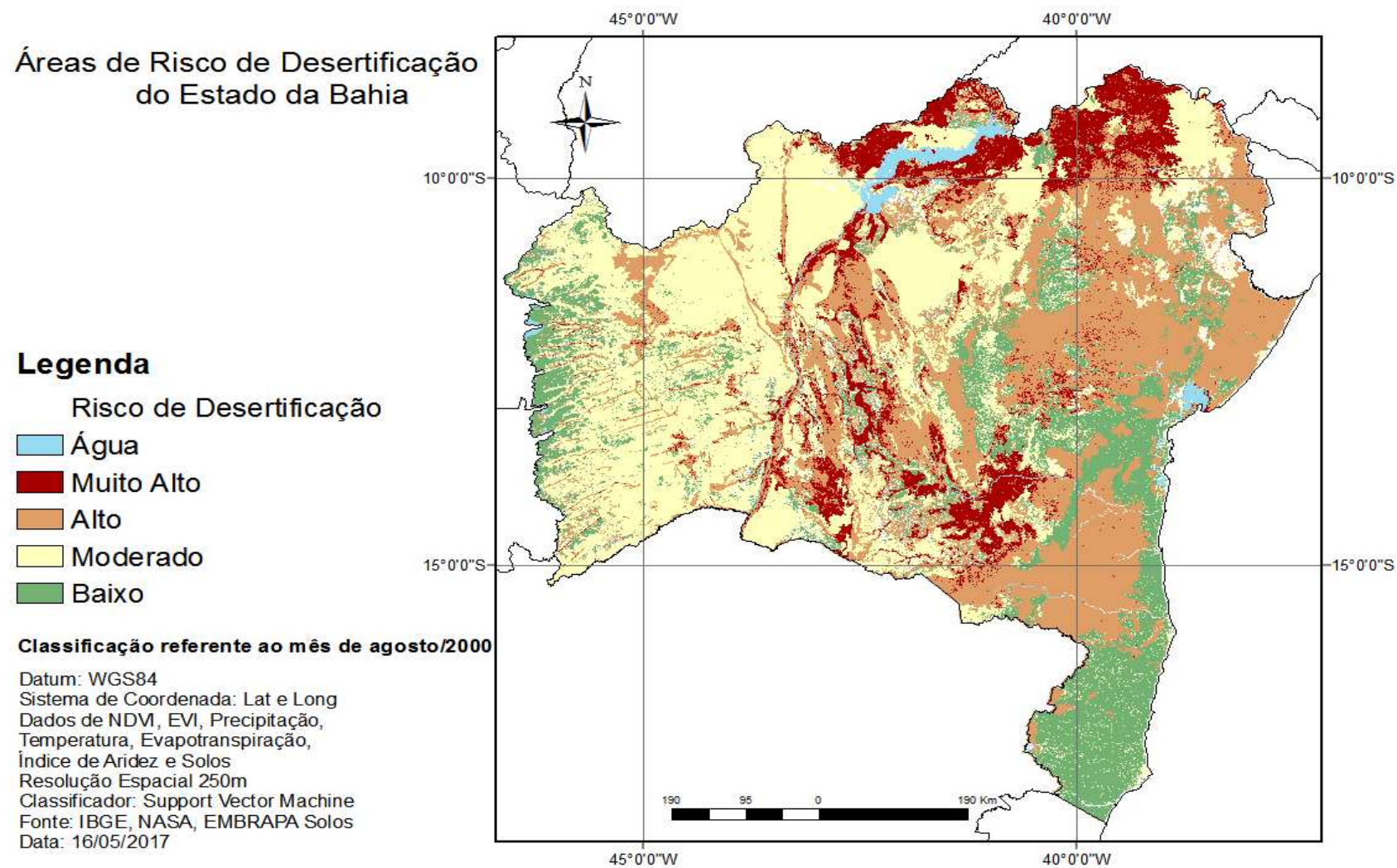
Verifica-se que a inserção das variáveis climáticas possibilitou uma nova configuração espacial nos cenários de áreas de desertificação da Bahia. Particularmente, com o uso dos valores do índice de aridez, que é um dos indicadores utilizados pela Convenção de Combate à Desertificação (UNCCD, 2013), e este, define o risco de aridez das áreas.

Figura 43 Áreas de risco de desertificação mês de março de 2000.



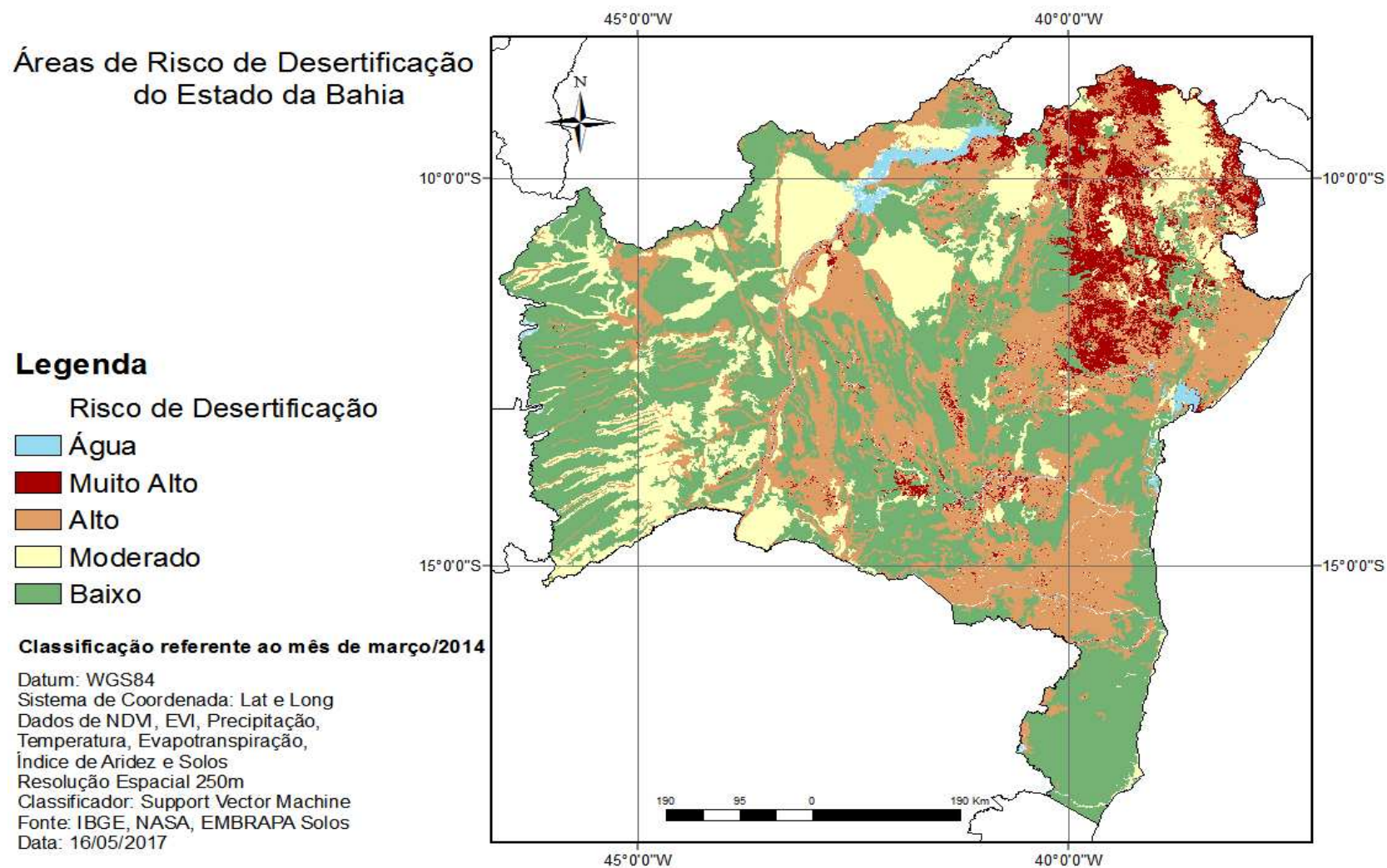
Fonte: Elaboração da autora

Figura 44 Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2000



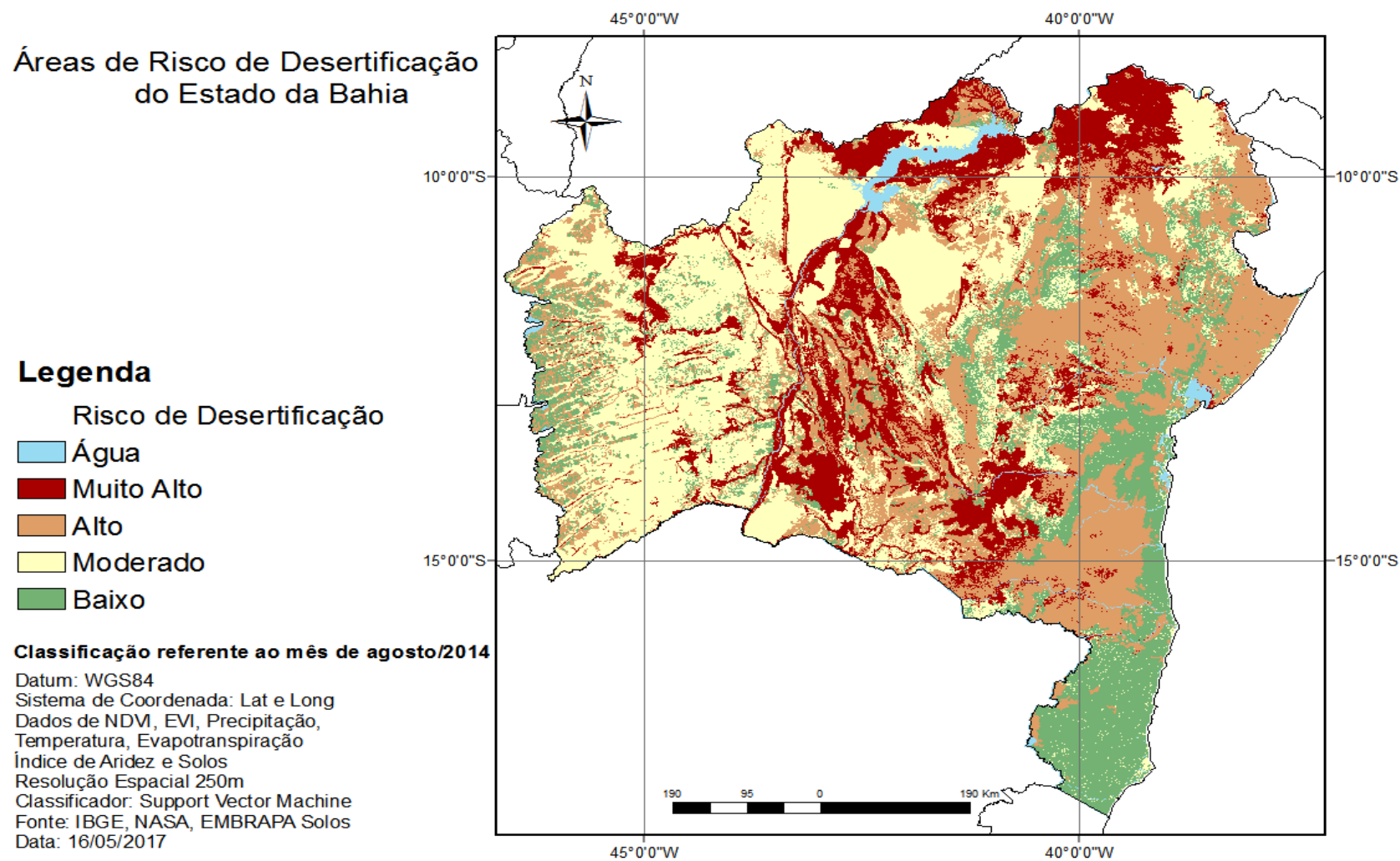
Fonte: Elaboração da autora

Figura 45 Áreas de risco de desertificação mês de março de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

Figura 46 Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2014.



Fonte: Elaboração da autora

A mesma situação, de diferente distribuição espacial do risco de desertificação entre os períodos secos e chuvosos, também foram encontradas aqui, com o uso dos indicadores climáticos. No entanto, neste novo cenário, houve uma expansão das áreas de baixo risco, devido a caracterização de clima úmido e subúmido, que do ponto de vista climático são de baixo potencial de risco de desertificação. Este aumento não foi tão expressivo, pois algumas destas áreas encontram-se em regiões com alta fragilidade à erosão (alta declividade e solos favoráveis a erosão).

No trabalho de Vieira et al. (2015), os autores constataram que mesmo as regiões de clima úmido e subúmido-úmido, que do ponto de vista climático são de baixa susceptibilidade, quando analisadas em conjunto com o manejo do solo se tornam áreas de alta susceptibilidade.

Tabela 17. Área das classes de risco de desertificação no estado da Bahia - com as variáveis: solo, vegetação (NDVI, EVI), precipitação, temperatura, evapotranspiração e índice de aridez

Classe	Março	
	2000 (área em km²)	2014 (área em km²)
Muito Alto	18.185.015	38.990.065
Alto	199.927.991	179.114.212
Moderado	98.144.980	99.074.731
Baixo	234.071.524	231.310.481

Classe	Agosto (área em km²)	
	2000	2014
Muito Alto	70.923.084	99.284.708
Alto	187.813.606	173.403.257
Moderado	194.261.331	183.873.388
Baixo	98.100.405	94.536.997

A Tabela 17 compara as áreas classificadas com risco de desertificação do mês de março do ano de 2000 e 2014, bem como as áreas do mês de agosto de 2000 e 2014. Pode-se inferir que para o mês de março, houve expansão nas áreas de risco “Muito alto” e “Moderado”, em relação ao ano de 2000 a 2014. Esta variação foi de 53,35% para classe “Muito alta” e de 0,93% para classe “Moderada”.

Para o período seco (mês de agosto), o aumento das áreas de risco ocorre apenas na classe “Muito alto”. Este aumento corresponde a 41,66%, em relação ao ano de 2000. As demais classes diminuíram em relação ao ano de 2000.

A maior preocupação neste cenário de clima presente está relacionada a expansão das áreas de risco “Muito Alto”. Nos trabalhos do Ministério do Meio Ambiente publicados em 2005, sobre as áreas de susceptíveis á desertificação, não insere áreas de risco muito alto, no interior da Bahia, apenas ao norte do estado. No entanto, trabalhos mais recentes divulgados pelo CGEE (2016), adotando como indicadores índices climáticos e de vegetação, extraídos de imagens de satélite, inserem áreas de risco muito alto no centro do território baiano. Para o CGEE, das áreas suscetíveis à desertificação (ASD), são consideradas áreas fortemente degradadas 26.751,59 Km², o que corresponde a 5,44% em relação à ASD do estado da Bahia.

4.5 Cenários dos efeitos das mudanças do clima no estado da Bahia

Nesta seção serão analisados os impactos das mudanças de clima no estado da Bahia para o cenário RCP 8.5, em termos do comportamento médio das variáveis: Precipitação (P, em mm); Temperatura (T, em graus Celsius); Evapotranspiração Potencial (ETP, em mm); e Índice de Aridez (P/ETP). A partir dos resultados do modelo MIROC5 integrante do CMIP5.

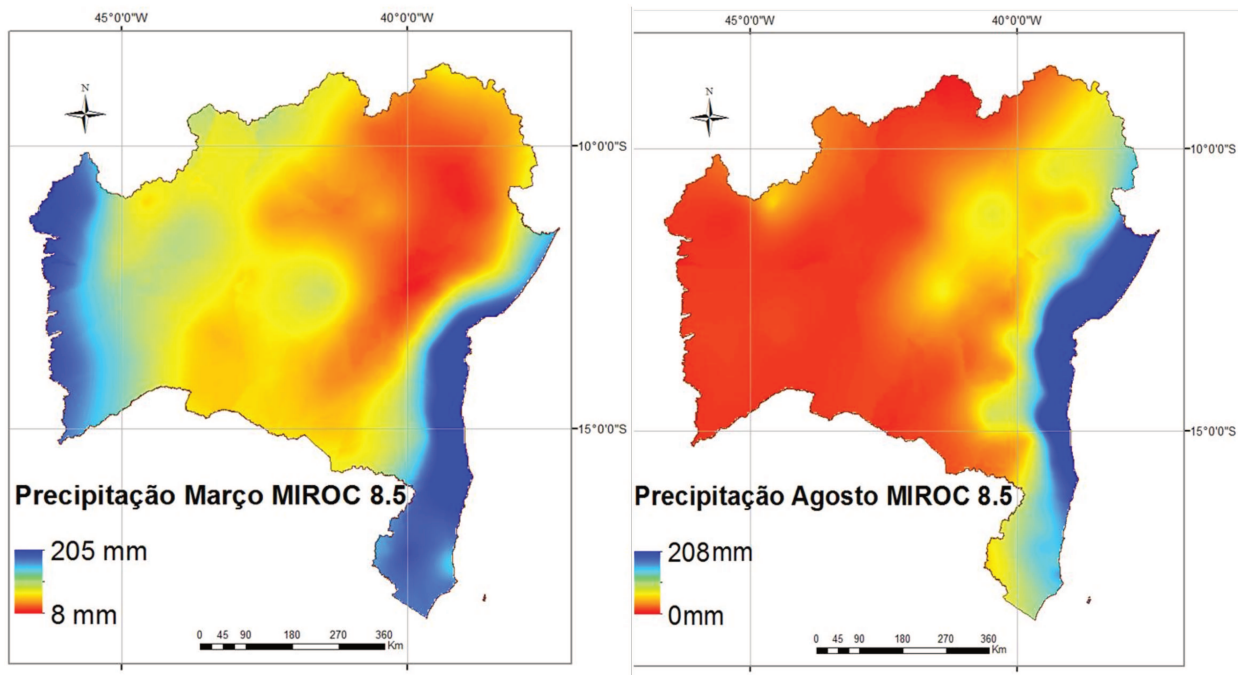
As Figuras 47, 50, 53 e 54 apresentam os mapas referentes à precipitação média anual (P), temperatura (T), evapotranspiração potencial média anual (ETP) e índice de aridez (IA), respectivamente, para os meses de março e agosto. Todos estes calculados para o período base line de (1976-2005) e para o futuro (2021- 2050), sob o cenário RCP 8.5 do modelo MIROC5.

4.5.1 Precipitação pluviométrica

A Figura 47 mostra a distribuição da precipitação acumulada para período de 2021 a 2050, a espacialização dos volumes pluviais são similares ao período base (1971 a 2005), bem como, ao clima presente (2000 e 2014) com maior volume na costa litorânea,

seguido do extremo oeste, e decrescendo até o centro do estado, e por fim com os mais baixos volumes na parte norte.

Figura 47. Mapa de precipitação referente ao clima futuro 2021 a 2050.



Fonte: Elaborado pela autora

Figura 48. Distribuição da média acumulada da precipitação para o mês de março no estado da Bahia, referentes ao clima presente (2000 e 2014) e ao clima futuro (2021-2050) para o cenário MIROC5 8.5.

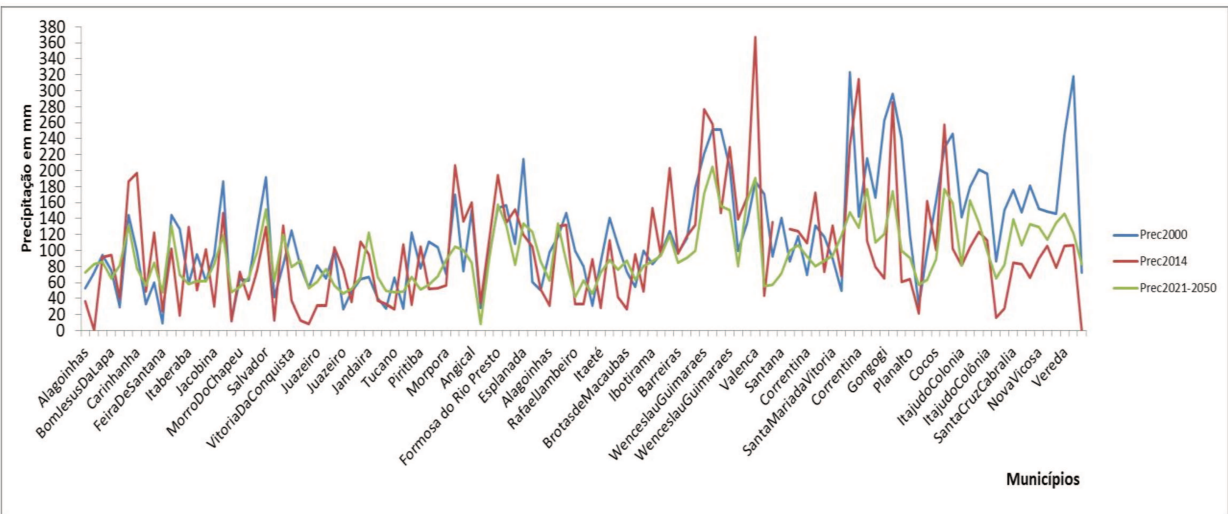
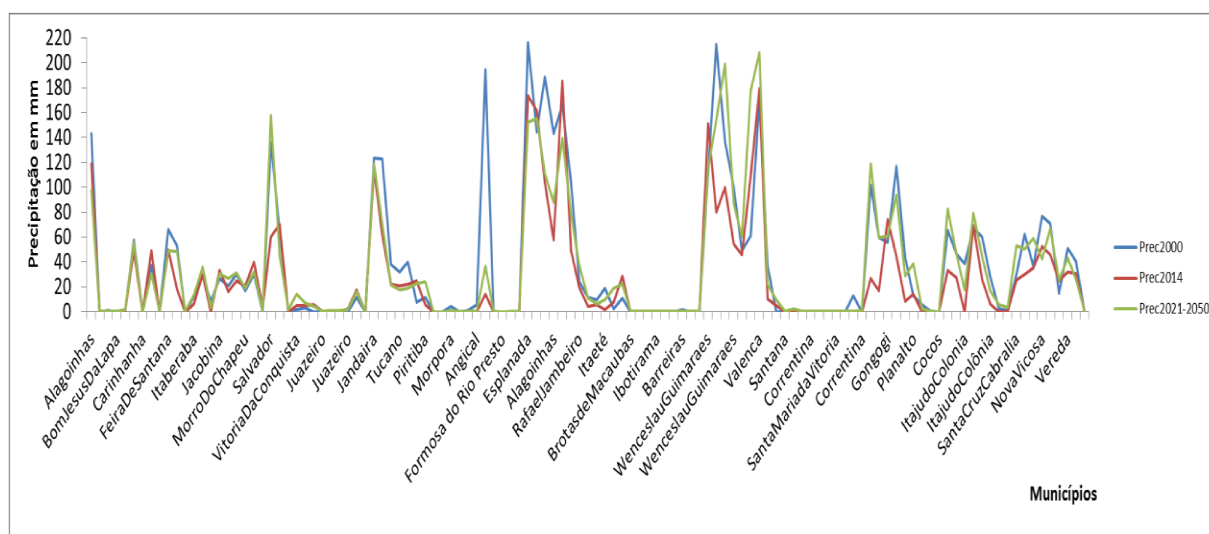


Figura 49. Distribuição da média acumulada da precipitação para o mês de agosto no estado da Bahia, referentes ao clima presente (2000 e 2014) e ao clima futuro (2021-2050) para o cenário MIROC5 8.5.



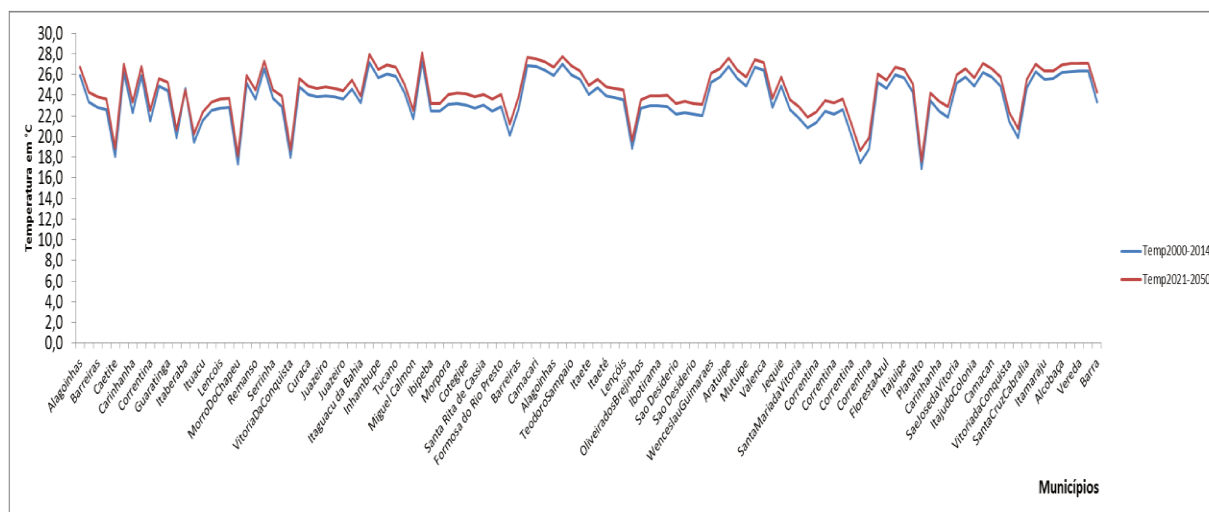
Os resultados apontam uma redução na precipitação em algumas áreas do estado da Bahia. Esses cenários se assemelham com os resultados encontrados por Sousa e Oyama (2011) e Marengo e Bernasconi (2015) na região nordeste do Brasil.

Sousa e Oyama (2011) utilizando as projeções do MM5 modelo regional atmosférico apontam redução de precipitação de 1,2mm/dia em algumas áreas do nordeste. Marengo e Bernasconi (2015) utilizaram o modelo Eta-HadCM3 para os períodos 2010-2040, 2041-2070 e 2071-2100, e sugerem uma redução da precipitação, particularmente sobre a parte ocidental da região de mais de 1,5 mm/dia e, sobre a região semiárida, uma redução de 0,4 a 0,8 mm/dia.

4.5.2 Temperatura

As projeções de mudança climática referente à temperatura (Figuras 50, 51 e 52) sugerem um aumento em quase todo o estado. Verifica-se um aumento de aproximadamente 1,2 °C para mês de março, e de 1°C para o mês de agosto, quando comparados com o clima presente.

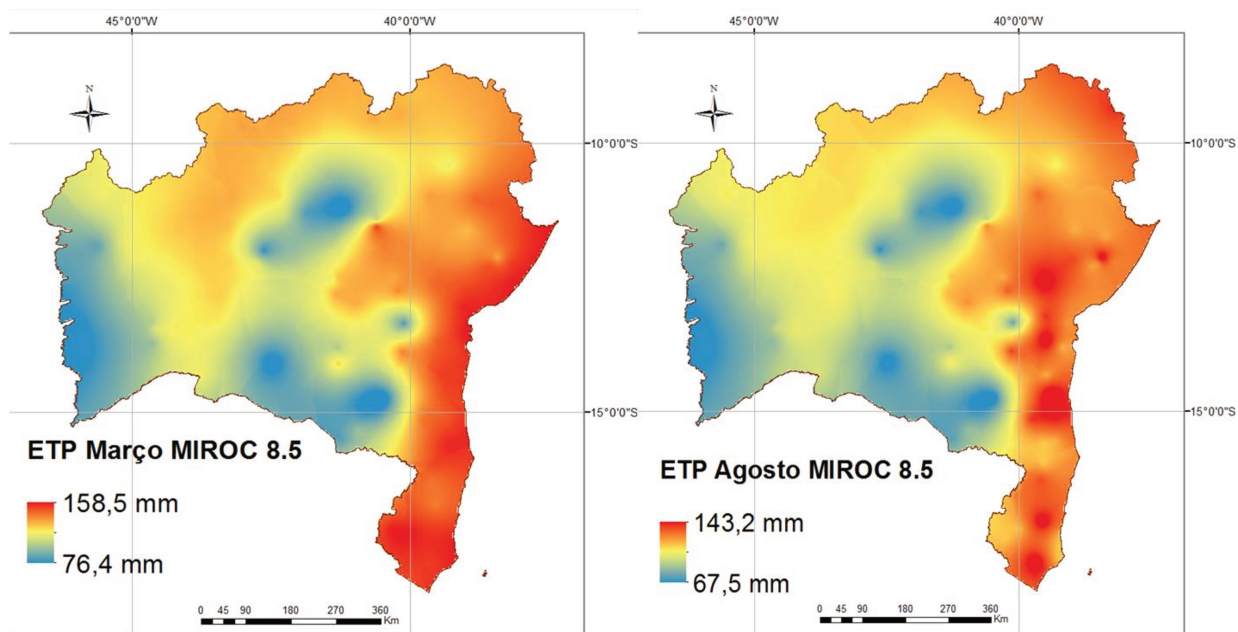
Figura 52. Distribuição da temperatura média do mês de agosto no estado da Bahia, referentes ao clima presente (1961-1990), e ao clima futuro (2011-2040) para o cenário MIROC5 8.5.



4.5.3 Evapotranspiração

A Figura 53 apresenta a espacialização da ETP no estado da Bahia para o clima futuro (2021-2050), com valores que variam de 76,4 mm a 158,5 mm para o mês de março, e 67,5 a 143,2 mm. Em comparação com as taxas de ETP do clima presente para o mês de março, que foi de 75 a 142 mm e para o mês de agosto de 59 a 147 mm, não houve grande diferença, no entanto, destaca-se o deslocamento das maiores taxas de ETP do lado norte/nordeste e da costa litorânea para as áreas do norte/oeste e extremo oeste do estado. Nestas regiões encontram-se os maiores polos agrícolas da Bahia, com extensos perímetros de irrigação que garantem a alta produtividade destas regiões (SEAGRI-BA, 2016).

Figura 53. Mapa de evapotranspiração referente ao clima futuro 2021 a 2050.



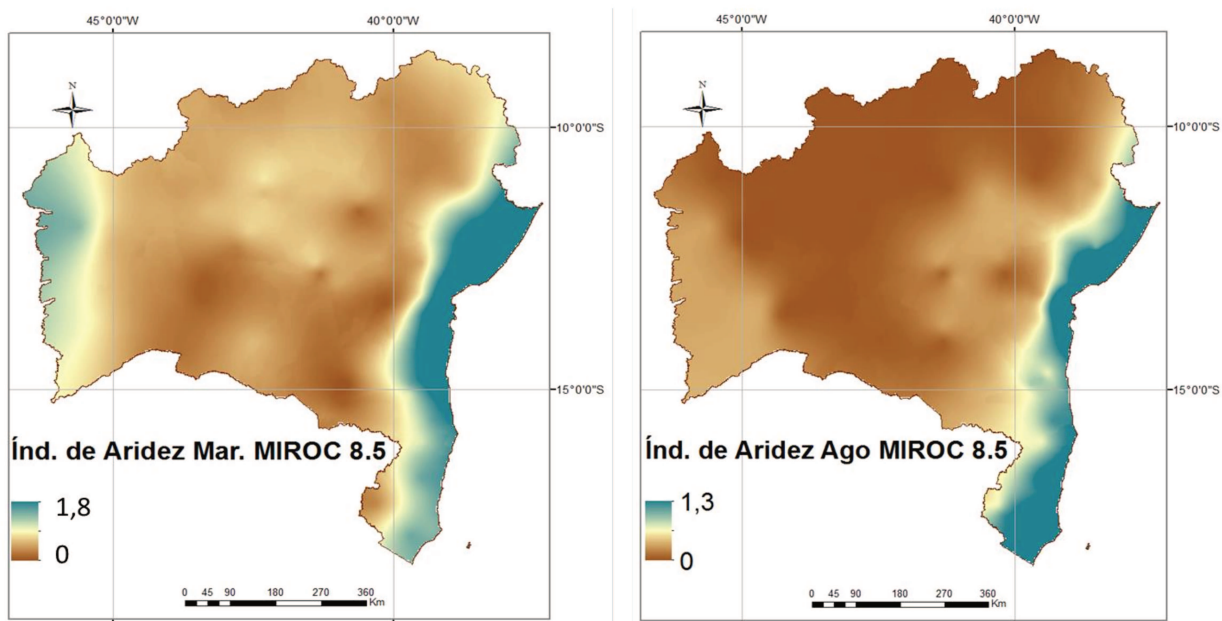
Fonte: Elaborado pela autora.

4.5.4 Índice de aridez

As Figuras 54, 55 e 56 mostram as projeções dos níveis de aridez para esta região com uma variação no índice de aridez (IA) de 0,09 a 2,23. O cenário do clima futuro apresenta semelhança na distribuição espacial dos IAs, bem como na distribuição do cenário do clima presente. No entanto, com relação ao cenário de clima presente, observa-se um aumento da aridez destas áreas.

Vieira et al. (2015) ao estudarem as áreas susceptíveis à desertificação no nordeste para o clima presente e futuro, analisaram o índice de aridez das projeções futuras para o nordeste brasileiro, e constataram um aumento na aridez destas áreas. Além de verificarem o deslocamento de áreas que não eram consideradas como áreas de risco climático para desertificação, se tornaram áreas de risco.

Figura 54. Mapa do índice de aridez referente ao clima futuro 2021 a 2050.



Fonte: Elaborado pela autora

A análise da Figura 54, 55 e 56 utilizando o modelo MIROC5, aponta uma intensificação das condições de aridez para o estado da Bahia, a qual passa de clima úmido para sub-úmido a seco; e áreas de clima sub-úmido a seco passam para clima semiárido. Em particular, observa-se esta situação nas áreas do oeste baiano.

Figura 55. Relação dos municípios com risco de desertificação

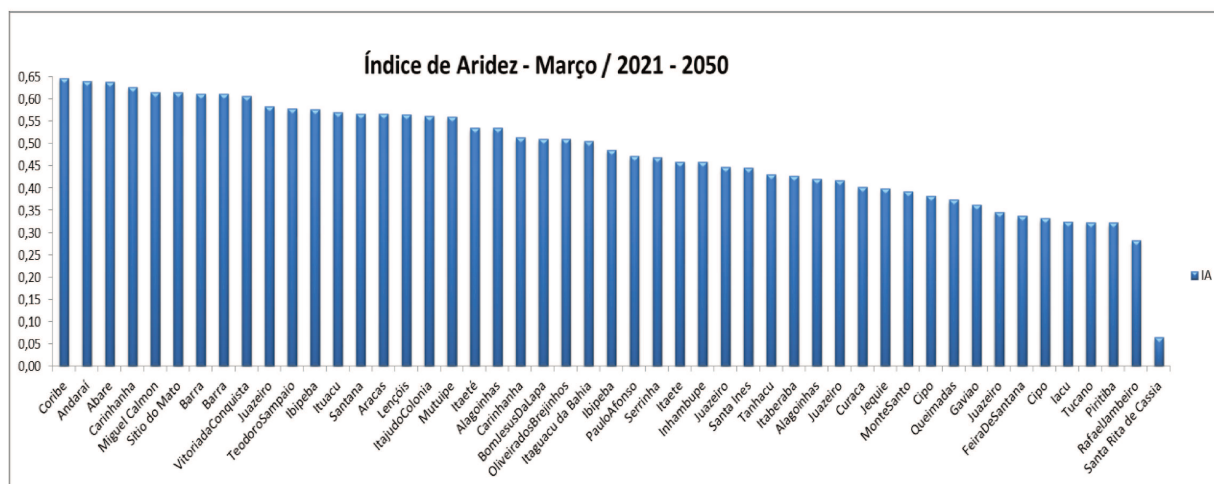
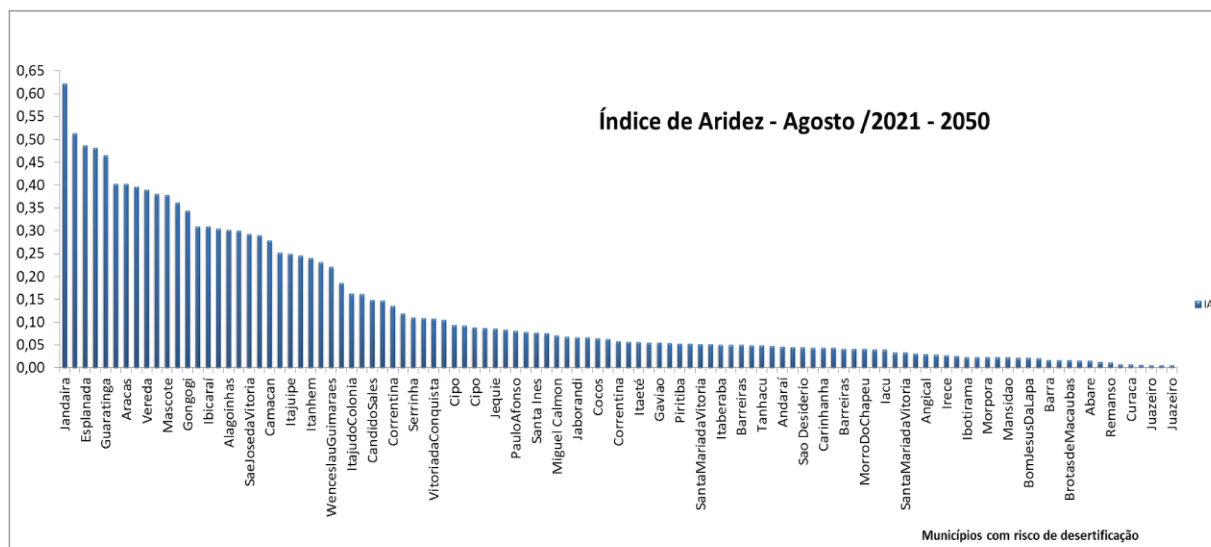


Figura 56. Relação dos municípios com risco de desertificação

4.6 Cenários de áreas de risco de desertificação do clima futuro – 2021 a 2050.

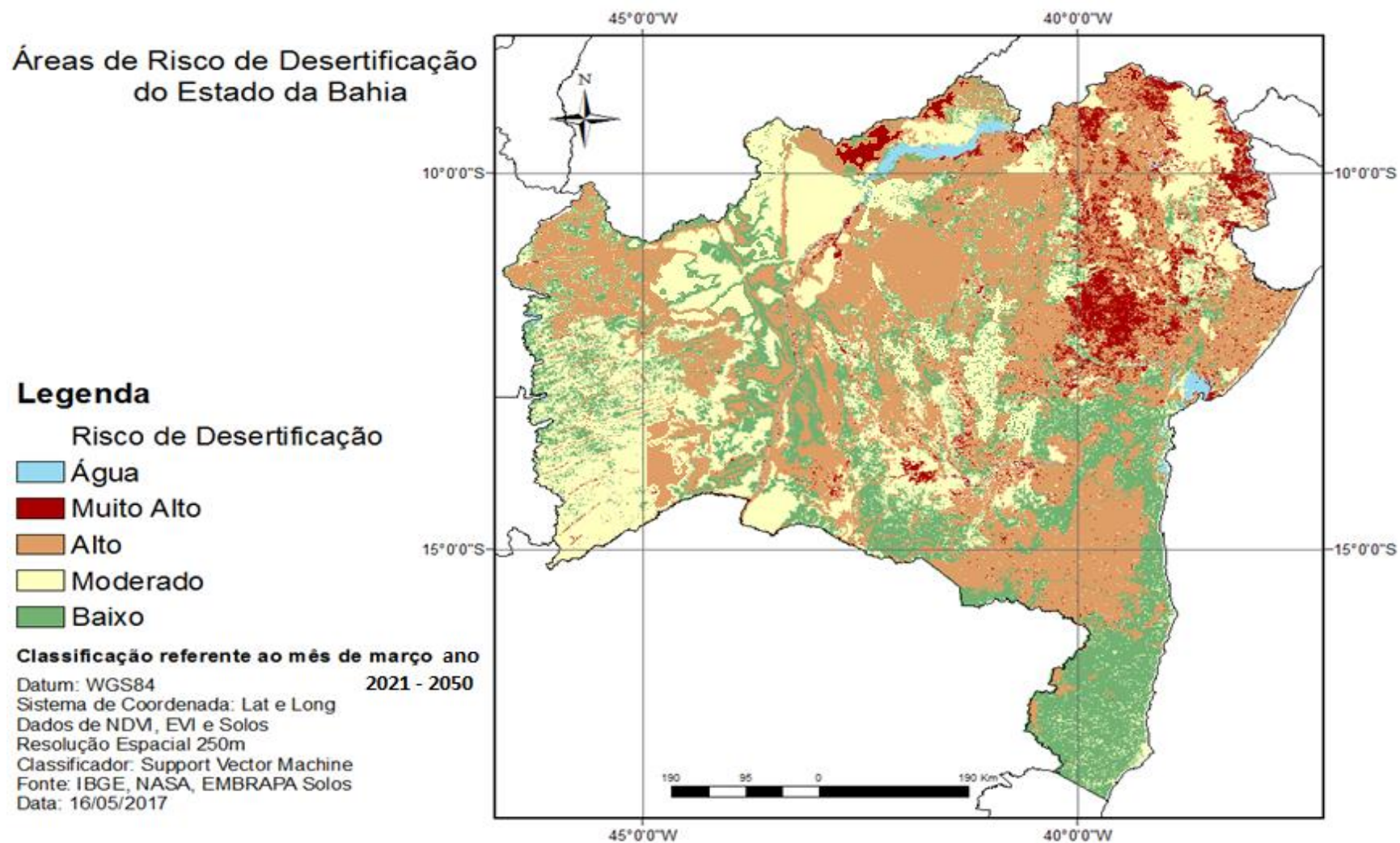
Em geral, todas as projeções simuladas pelo modelo Eta-MIROC5 para o cenário 8.5 apresentaram expansão dos níveis de aridez e consequentemente do risco de desertificação no estado da Bahia (Figuras 57, 58 e Tabela 18).

Resultados similares também foram encontrados em estudos anteriores por Santos et al. (2010), Sousa e Oyama (2011) e Marengo e Bernasconi (2015), que afirmam que as áreas dos estados do nordeste terão aumento no processo de desertificação para os cenários futuros de 2050 e 2100, principalmente nas regiões que compõem o semiárido.

Tabela 18. Área das classes de risco de desertificação no estado da Bahia para o clima futuro (2021 – 2050).

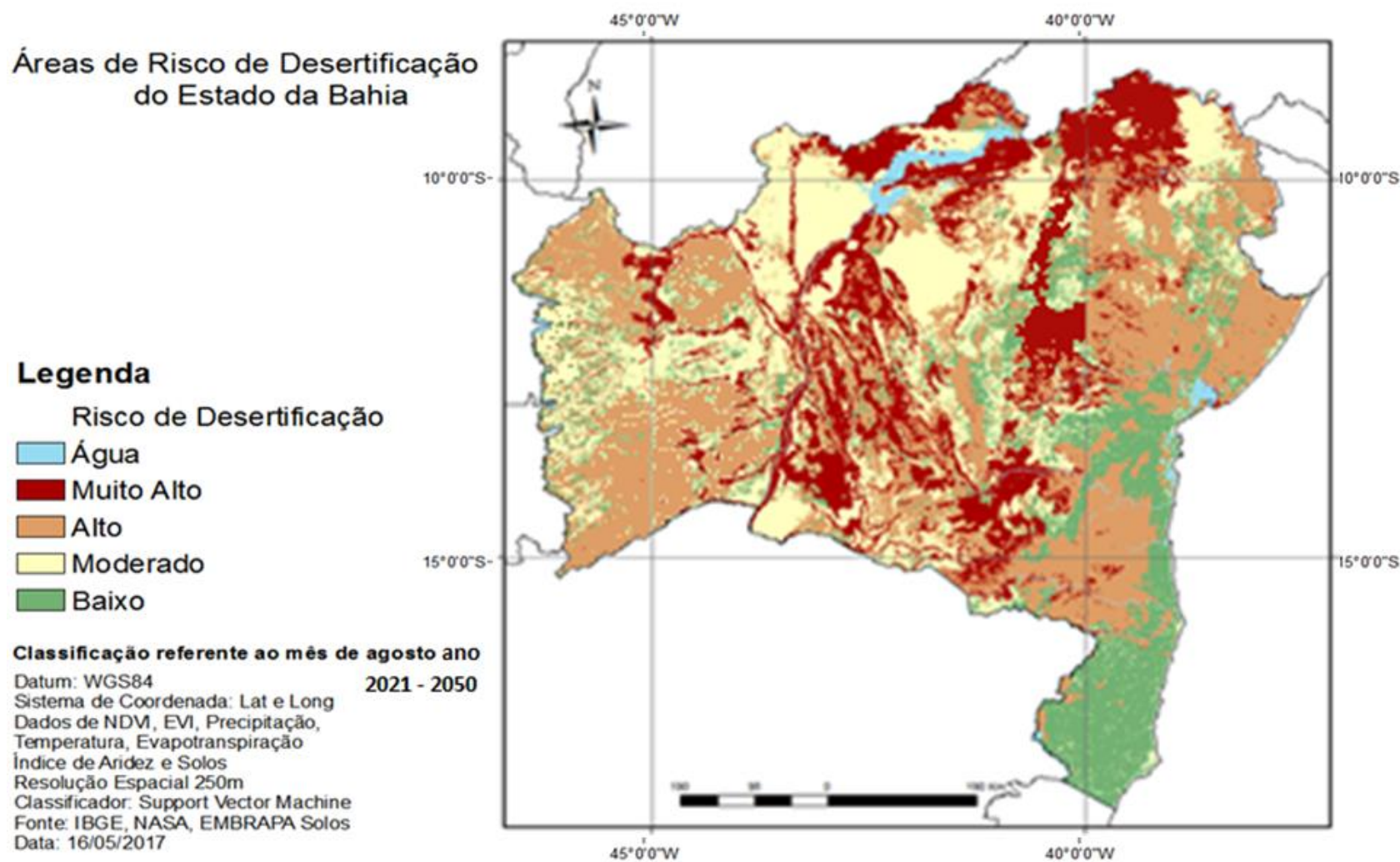
Classe	2021 a 2050	
	Março (área em km²)	Agosto (área em Km²)
Muito Alto	43.185.030	99.999.065
Alto	221.728.991	220.500.100
Moderado	117.125.990	140.074.101
Baixo	169.101.172	90.600.201

Figura 57. Áreas de risco de desertificação mês de março de 2021 – 2050.



Fonte: Elaboração da autora

Figura 58. Áreas de risco de desertificação mês de agosto de 2021 – 2050.



Fonte: Elaboração da autora.

Para ambos os períodos, chuvoso e seco, as áreas de risco “Muito alto”, “Alto” e “Moderado” apresentaram um aumento. Áreas que no clima presente foram classificadas com risco “Baixo”, para o cenário do clima futuro foram classificadas como de risco “Moderado” e até mesmo “Alto”, como é o caso de uma extensa área do oeste da Bahia.

Ressalta-se a expansão do risco “Muito alto”, que para o clima presente se concentrava em sua grande maioria ao norte e em parte no centro do estado, no cenário futuro, principalmente no período seco, ocupa uma extensa área do centro do estado, atingindo também uma área a oeste.

Tabela 19. Comparação das áreas das classes de risco de desertificação no estado da Bahia, referente ao clima presente (2000 e 2014) e clima futuro (2021-2050).

Classe	Março (área em km ²)		
	2000	2014	2021 - 2050
Muito Alto	18.085.015	31.890.065	43.185.030
Alto	199.927.991	187.110.212	221.728.991
Moderado	98.044.980	98.021.731	117.125.990
Baixo	235.071.524	234.110.481	169.101.172

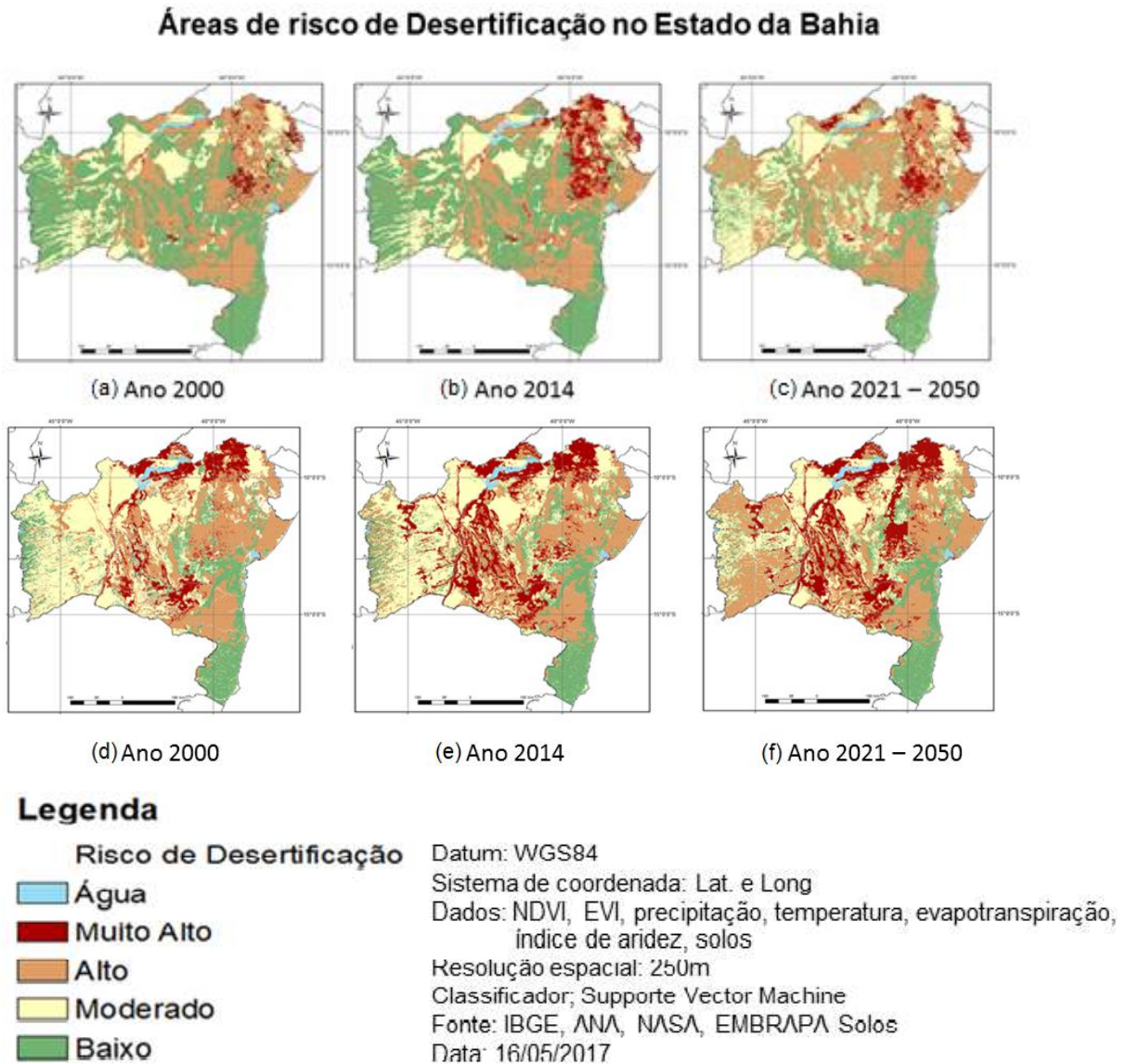
Classe	Agosto (área em km ²)		
	2000	2014	2021 - 2050
Muito Alto	70.923.084	99.284.708	99.999.065
Alto	187.813.606	173.403.257	220.500.100
Moderado	194.261.331	183.873.388	140.074.101
Baixo	98.100.405	94.536.997	90.600.201

Com base na Tabela 19 e Figura 59 verifica-se a variação das áreas de risco de desertificação entre o clima presente e o clima futuro. Diante das projeções climáticas futuras, com aumento de temperatura, diminuição da precipitação, aumento da evapotranspiração e aumento da aridez, o modelo previu uma expansão no risco de desertificação, principalmente nas áreas de risco muito alto e alto. A expansão da classe de risco alto concentrou-se nas áreas ao norte do estado e com mais expressividade na região oeste do Estado.

A respeito, do aumento das áreas de risco de desertificação, Guimarães et al. (2016) encontraram resultados semelhantes ao analisar a região nordeste para os anos de 2079 – 2099. As projeções encontradas por esses autores apontaram aumento da temperatura de 2,1°C e 4°C, aumento de 15% na evapotranspiração com relação ao clima presente, e o índice

de aridez projetado teve valores baixos na maior parte das áreas, sugerindo uma tendência no aumento da aridez, ou seja, do risco alto de desertificação no Nordeste brasileiro.

Figura 59. Áreas de risco de desertificação no Estado da Bahia referente aos anos de 2000, 2014 e 2021 a 2050, para os meses de março (a,b,c) e agosto (d,e,f).



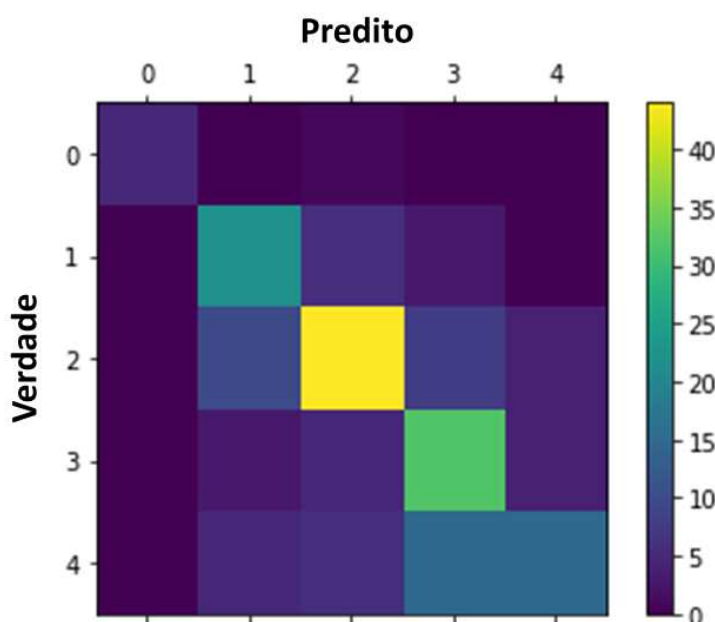
4.7 Validação do modelo de classificação

A avaliação da acurácia do classificador *Support Vector Machine* (SVM), para classificação das áreas de risco de desertificação no estado da Bahia, foi realizada por meio da matriz de confusão, que pode ser observada pela Tabela 20 e pela Figura 60.

Tabela 20. Matriz de confusão, exatidão global e índice kappa, obtidos pela verificação da imagem de referência do satélite RapidEye e pela imagem classificada.

Classificação	Referência					Total
	Água	Muito Alto	Alto	Moderado	Baixo	
Água	5	0	1	0	0	6
Muito Alto	0	25	3	3	0	31
Alto	0	9	45	8	4	66
Moderado	0	3	5	32	4	44
Baixo	0	2	5	10	24	41
Total	5	39	59	53	32	188
Exatidão Global	69%					
Índice Kappa	0,61					

Figura 60. Matriz de confusão para classificação da imagem do satélite MODIS.



A diagonal em destaque mostra o total de pixels classificados corretamente, numa escala de 188 pontos amostrais, do qual se obteve Exatidão Global de 69%. O Índice Kappa foi de 0,61, avaliado como muito bom, segundo os intervalos de valores propostos por LANDIS e KOCH (1977).

Ressalta-se que o modelo foi capaz de classificar bem as áreas com potencial de risco à desertificação, haja vista a inclusão nestas áreas regiões que são reconhecidas oficialmente como desertificadas e regiões de diferentes níveis de susceptibilidade à desertificação pelo Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2005) e pelo Centro de Gestão e Estudos Estratégicos (CGEE, 2016). Esse é um forte indicativo de que, para a escala adotada, considerando os indicadores selecionados, o modelo correspondeu ao esperado.

5. CONCLUSÃO

Foi possível elaborar com sucesso um modelo capaz de identificar áreas com diferentes níveis de risco de desertificação integrando imagens de satélite com baixa resolução espacial, dados edáficos e climáticos. Este modelo incluiu nas áreas com risco de desertificação regiões que são reconhecidas oficialmente como desertificadas pelo Ministério do Meio Ambiente. Isto é um forte indicativo de que, para a escala adotada e para os indicadores selecionados, o modelo correspondeu ao esperado.

A inserção dos dados meteorológicos foi crucial para buscar maior compreensão a respeito das variações dos valores de refletância nos períodos de retomada do vigor vegetativo. Além, de sua importância no cálculo do índice de aridez, principal indicador de desertificação utilizado pela Convenção Internacional de Combate à Desertificação.

As simulações dos impactos das mudanças climáticas usando os modelos climáticos Eta-MIROC5 projetam para o clima futuro (2021 - 2050) diminuição da precipitação, aumento de temperatura e deslocamento das áreas com maiores taxas de evapotranspiração potencial.

Com relação ao impacto das mudanças climáticas sobre as áreas de risco de desertificação, as projeções apontam uma expansão dos níveis de risco de desertificação em todo território baiano, principalmente para as regiões classificadas como áreas de risco muito alto. Outro cenário é a nos dois grandes pólos agrícolas do estado.

Diante das conclusões alcançadas, alguns questionamentos podem ser feitos, conduzindo a trabalhos futuros, tais como:

É relevante destacar que o modelo pode ser aperfeiçoado, ou seja, pode ser inserido a ele um conjunto mais completo de indicadores, principalmente os indicadores relacionados ao aspecto social e econômicos, e, também ao manejo e uso da terra.

Com relação aos cenários de mudança climática, nestes poderão ser estudados também outros cenários de emissões de mudanças climáticas, como o RCP 4.5. Além do uso de outros

modelos de mudança climática, como o modelo regional climático Eta - HADGEM, visando avaliar o impacto das incertezas desses cenários na suscetibilidade a desertificação na região.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAHAM, E.M.; BEEKMAN, G.B. **Indicadores de la desertificación para América del Sur**: Recopilación y armonización de indicadores y puntos de referencia de la desertificación a ser utilizados en el programa “Combate a la desertificación y mitigación de los efectos de la sequía en América del Sur”. Mendoza, Argentina: IICA, 374p., 2006.

AGRAWAL R., IMIELINSKI T., SWAMI A. **Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases**. Proc. of the 1993 ACM SIGMOD Conf. on Management of Data. 1993

AMIRASLANI, F.; DRAGOVICH, D. Combating desertification y Iran over the last 50 years: An overview of changing approaches. **Journal of Environmental Management**, Inglaterra, v.92, p.1-13, jan., 2011

ANA - Agência Nacional das Águas. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br>. Acesso em: setembro de 2013.

ANDRADE, K. de S.; FEITOSA, P. H. C.; BARBOSA M. P. Sensoriamento remoto e sig na identificação de áreas em processo de desertificação no município de Serra Branca – PB: estudo de caso. **Anais...**, abril 2007, INPE, p 4351 – 4356.

ARRAES, D.D.; ANDRADE, E.M.; SILVA, B.B. Dinâmica do balanço de energia sobre o açude Orós e suas adjacências. *Revista Caatinga*, v.25, n.1, p.119-127, jan/mar, 2012.

AUBREVILLE, A. **Climats, forêts et désertification de l'Afrique tropicale**. Editora: Société d'éditions géographiques, maritimes et coloniales. 1949, 351p.

BADRELDIN, N.; FRANKL, A.; GOOSSENS, R. **Arabian Journal of Geosciences**, Arábia Saudita, v.7, p.4461-4475, nov. 2014.

BARBOSA, D.C.; ALVES, J.L.H; PRAZERES, S.M; PAIVA, A.M.A. Dados fenológicos de espécies arbóreas de uma área de caatinga (Alagoinha-PE). **Acta Botânica Brasileira**, v.3, n.2, p.109-117, 1989.

BARBOSA, H.A.; HUETE, A.R.; BAETHGEN, W.E. A 20-year study of NDVI variability over the Northeast Region of Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 67 p.288-307, 2006.

BARROS, K. O.; FARIA, M. M.; ALMEIDA, C. C.; PEREIRA, T. T. C. A pesquisa em desertificação no Brasil: Cenários e Perspectivas. **Geografia: Ensino & Pesquisa**, Santa Maria, v. 12, n. 2, p. 46-52, dez., 2008.

BECERRA, J.A.B.; SHIMABUKURO, Y.E.; ALVALÁ, R.C. dos S. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região de Cerrado da Amazônia Legal, usando índices espectrais de vegetação. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.24, p.125-134, 2009.

BERRY, M.J.A.; LINOFF, G. Data mining techniques: for marketing, sales and customer support. USA: **Wiley Computer Publishing**, 1997.]

BLACK, T.L., 1994: The new NMC mesoscale Eta/CPTEC model: Description and forecast examples. **Wea. Forecasting**,v. 9, 265–278.

BRASIL – Ministério do Meio Ambiente. **Convenção Internacional de Combate à Desertificação nos países afetados por seca e/ou desertificação**. Brasília, 1994. Disponível em: http://www.mma.gov.br/port/sdi/ea/documentos/convs/conv_desertificacao.pdf. Acesso em julho de 2014.

BRASIL, Ministério do Meio Ambiente Secretaria de Recursos Hídricos. **Programa de ação nacional de combate à desertificação e mitigação dos efeitos da seca Pan-Brasil**: Edição Comemorativa dos 10 anos da Convenção das Nações Unidas de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca-CCD. Brasília: Ministério do Meio Ambiente Secretaria de Recursos Hídricos, 2004.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente Secretaria de Recursos Hídricos **Atlas das áreas susceptíveis à desertificação do Brasil / MMA**, Secretaria de Recursos Hídricos, Universidade Federal da Paraíba; Marcos Oliveira Santana, organizador. Brasília: MMA, Coordenação Técnica de Combate à Desertificação, 2007.

BRASIL. Ministério da Ciência e Tecnologia. Coordenação-Geral de Mudanças Globais do Clima. **Segunda comunicação nacional do Brasil à convenção - quadro das Nações Unidas sobre a mudança do clima**. Brasília: Ministério de Ciência e Tecnologia, 2010b.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente Secretaria de Recursos Hídricos. **Monitoramento dos Desmatamentos nos Biomas Brasileiros Biomas por Satélite**. Brasília: Centro de Sensoriamento Remoto – CSR/IBAM,. 2010a. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br>. Acessado em janeiro de 2015.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente Secretaria de Recursos Hídricos. **Monitoramento dos Desmatamentos nos Biomas Brasileiros Biomas por Satélite. Monitoramento do Bioma Caatinga 2008 – 2009**. Brasília: Centro de Sensoriamento Remoto – CSR/IBAMA, 2011. Disponível em: http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio. Acessado em fevereiro de 2017.

BRASIL. Ministério da Ciência e Tecnologia. Coordenação-Geral de Mudanças Globais do Clima. **Terceira comunicação nacional do Brasil à convenção - quadro das Nações Unidas sobre a mudança do clima**. Brasília: Ministério de Ciência e Tecnologia, v.1, 2016.

BREIMAN, L.; FRIEDMAN, J. H.; OLSHEN, R.A.; STONE, C.J. **Classification and regression trees**. Boca Raton: CRC Press, 1984. 358p

CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; DIAS, M. A. F.; JUSTI, M. G. A. **Terra e Clima no Brasil**. São Paulo. Editora Oficina de Textos, 464p. 2009.

CAVALCANTI, E.P.; SILVA, E.D.V. Estimativa da temperatura do ar em função das coordenadas locais. In: Congresso Brasileiro de Meteorologia, 7, Congresso Latino-Americano e Ibérico de Meteorologia, 1994, Belo Horizonte. **Anais...**, Belo Horizonte: Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1994, p.154-157.

CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ESTRATÉGICOS. **Estudos relativos às mudanças climáticas e recursos hídricos para embasar o plano nacional de adaptação às mudanças climáticas**. Eixo 1 – Cenários de mudanças para estudos de adaptação no setor de recursos hídricos, Fortaleza, p.65, 2014.

CENTRO DE GESTÃO E ESTUDOS ESTRATÉGICOS. **Desertificação, degradação da terra e secas no Brasil**, Brasília- DF, p.252, 2016.

CHOU, S.C. Modelo Regional Eta. In: **Climanálise Especial**, Edição Comemorativa de 10 anos 203-207, 1996.

CHOU, S.C.; MARENGO, J.A.; LYRA, A.; SUEIRO, G.; PESQUERO, J.; ALVES, L.M. et al. Downscaling of South America Present Climate Driven by 4-Member HadCM3 Runs. **Climate Dynamics**, v. 38, p. 635-653, 2012.

CHOU, S.C.; LYRA, A.A.; MOURÃO, C.; DEREYNSKI, C.; PILOTO, I.; GOMES, J. et al. Evaluation of the Eta Simulations Nested in Three Global Climate Models. **American Journal of Climate Change**, v.3,p. 438-454, 2004a.

CHOU, S.C.; LYRA, A.A.; MOURÃO, C.; DEREYNSKI, C.; PILOTO, I.; GOMES, J. et al. Assessment of Climate Change over South America under RCP 4.5 and 8.5 Downscaling Scenarios. **American Journal of Climate Change**, v. 3, p. 512-527, 2014.

CIRILO, J.A. Políticas públicas de recursos hídricos para o semiárido. **Estudos Avançados**. v.22, n°63, 2008, 61-82p.

COLLINS, W.J. et al., Development and Evaluation of an Earth-System Model—HadGEM2. **Geoscientific Model Development**, v. 4,p.1051-1075, 2011.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 37, p.35-46, 1991.

COOPER, H.M.; ZHANG, C.; SELCH, D. Incorporating uncertainty of groundwater modeling in sea-level rise assessment: a case study in South Florida. **Climatic Change**,v. 129, p. 281-294, mar,2015

CORDEIRO, M.C.; SANTOS, N.A. dos; SILVA, V.M.de A.; LUIZ, D. de M.; SILVA, V.de P.R. Case study: identification of desertification in the years 1999, 2006 and 2011 in Mossoró-RN. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, Recife, v.4, p. 101-106, 2015.

COSTA, E. M.; ANTUNES, M. A. H.; DEBIASI, P.; ANJOS, L. H. C.dos. Processamento de imagens RapidEye no mapeamento de uso do solo em ambiente de Mar de Morros. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.51, n.9, p.1417-1427, set. 2016.

CUNHA, K. L. **Uso de Imagens Landsat e CBERS no Mapeamento da Suscetibilidade à erosão na Região de Primavera do Leste – MT**. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal de Mato Grosso. Cuiabá – MT, 2009.

DANFENG,S.; DAWSON, R.; BAOGUO, L. Agricultural causes of desertification risk in Minqin, China. **Journal of Environmental Management**, Inglaterra, v.79, p.348–356, jun., 2006.

D’ODORICO, P. BHATTACHAN, A.; DAVIS, K.; RAVI, S.; RUNYAN, C.W. Advances in water resources. In. **Global desertification: drivers and feedbacks**, 2012.

DOURADO, C. da S.; OLIVEIRA, S.R.M. de; AVILA, A.M.H. de. Análise de zonas homogêneas em séries temporais de precipitação no Estado da Bahia. **Bragantia**, Campinas, v.72, p.192-198, jun., 2013.

DRUMOND, M.A.; KILL, L.H.P.; LIMA, P.C.F.; OLIVEIRA, M.C.; OLIVEIRA, V.R.; ALBUQUERQUE, S.G.; NASCIMENTO, C.E.S.;CAVALCANTE, J. Estratégias para o uso sustentável da biodiversidade da Caatinga. In: SILVA, J.M.C. da; TABARELLI, M.; FONSECA, M.T. da; LINS, M.S. (Org.) **Biodiversidade da Caatinga: áreas e ações prioritárias para conservação**. Brasília, DF, Ministério do Meio Ambiente: Universidade Federal de Pernambuco, p.329-340, 2004.

EMBRAPA - **Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos. Critérios para distinção de classes de solos e de fases de unidades de mapeamento: normas em uso pelo SNLCS**. Rio de Janeiro, (EMBRAPA-SNLCS. Documentos, 11). 68p. 1988.

EMBRAPA - **Visão 2014-2034: o futuro do desenvolvimento tecnológico da agricultura brasileira**. — Brasília, DF : Embrapa, 2014, p. 194.

ENVI - Environment for Visualizing Images. Applying Support Vector Machine Classification. In: **ENVI User's Guide**. 2008

FAYYAD, U.; PIATETSKI-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. From Data Mining to Knowledge Discovery: an overview. In: **Advances In Knowledge Discovery & Data Mining**. Menlo Park: American Association for Artificial Intelligence,1996. p. 1-34

FAO – Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura. **Relatório Projeções de Produção Agrícola para 2050**. Disponível em <https://www.fao.org.br>. Acessado em agosto de 2014.

FERNANDES, J. D.; MEDEIROS, A. J. D. Desertificação no nordeste: uma aproximação sobre o fenômeno do rio grande norte. **Holos**, v. 25, n. 3, p. 147-161, 2009.

FERREIRA, L. G.; FERREIRA, N. C.; FERREIRA, M.E. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. **Acta Sci. Biol. Sci**, v. 30, n. 4, p. 379-390, 2008.

FIGUEIRÔA, J. M.; PAREYN, F. G. C.; ARAÚJO, E. L.; SILVA, C. E.; SANTOS, V. F.; CUTLER, D. F.; BARACAT, A.; GASSON, P. Effects of cutting regimes in the dry and wet season on survival and sprouting of woody species from the semi-arid caatinga of northeast Brazil. *Forest Ecology and Management*, Netherlands, v.229, p. 294-303, 2006.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS (FAO). **Land Degradation Assessment in drylands**. Disponível em: <<http://www.fao.org/nr/lada>>. Acessado em dezembro de 2013.

FOODY, G. M.; MATHUR, A. A Relative Evaluation of Multiclass Image Classification by Support Vector Machines. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.42, n.6, 2004.

GEERKEN, R.; ILAIWI, M. Assessment of rangeland degradation and development of a strategy for rehabilitation. **Remote Sensing of Environment**, v.90, n.4, p.490-504, 2004.

GIORGI, F.; GUTOWSKI, W.J. Regional Downscaling and the Cordex Initiative. **Annual Review of Environment and Resources**, v. 40, p.467-490, nov, 2015.

GITELSON, A.A.; KAUFMAN, Y.J.; MERZLYAK, M.N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.58, p.289-298, 1996.

GROVES, D.G.; LEMPERT, R.J. A new analytic method for finding policy- relevant scenarios. **Global Environmental Change**, v.17, p. 73-85, 2007.

GUIMARÃES, S. O.; COSTA, A.A.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. das C.; SILVA, E. M.; SALES,D.C.; ARAÚJO JÚNIOR,L. M.;SOUZA, S. G. Projeções de Mudanças Climáticas sobre o Nordeste Brasileiro dos Modelos do CMIP5 e do CORDEX. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 31, n. 3, 337-365, 2016

HAMMOND, A., et al. **Environmental indicators: a systematic approach to measuring and reporting on environmental policy performance in the context of sustainable development.** Washington, D.C.: World Resources Institut, 1995.

HAN, J.; KAMBER, M. **Data Mining: Concepts and Techniques.** San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2011. 770p.

HAYKIN, S. **Neural Networks - A Comprehensive Foundation.** Prentice-Hall, New Jersey, 2 edition, 1999.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J.H. **The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction.** 2nd ed. Springer; New York: 2009.

HEARST, M.A.; SCHOLKOPF, B.; DUMAIS, S.; OSUNA, E.; PLATT, J. Trends and controversies - support vector machines. **IEEE Intelligent Systems**, v.4, p.18–28, 1998.

HIGGINBOTTOM, T.P.; SYMEONAKIS, E., Assessing Land Degradation and Desertification Using Vegetation Index Data: Current Frameworks and Future Directions. **Remote Sensing**, Suíça, v.6, p. 9552-9575, oct., 2014

HOLANDA, C.V.M, OLIVEIRA, E. Programa para Homogeneização de Dados – PROHD. In: Simpósio de Hidrologia, 3, 1979, Brasília. **Anais...** Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, p. 810-845, 1979. **Conference on Multimedia Technology (ICMT)**, 2010. 1-4.

HUETE, A. R. et al. A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, n.59, p.440-451, 1997.

HUETE, A. R. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, n.83, p.195-213, 2002.

INSTITUTO INTERAMERICANO DE COOPERAÇÃO PARA A AGRICULTURA (IICA). **Desertificação.** Disponível em: <<http://www.iicadesertification.org.br>>. Acesso em: 15 maio, 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Produção agrícola do Brasil.** 2016. Disponível em: < <https://sidra.ibge.gov.br/home/pms/brasil> />. Acesso em: 25 ago. 2016.

IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change. Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation. (2012) **A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Field CB et al. Cambridge University Press, Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 582 pp. Available in: http://ipcc-wg2.gov/SREX/images/uploads/SREX-All_FINAL.pdf. Acessado em maio de 2016.

JÚNIOR, M. de A. S.; LACRUZ, M. S. P. Monitoramento de desastres naturais utilizando imagens *MODIS* - estudo de caso: Pantanal. **Anais...** novembro, 2006. Campo Grande. p.739-748.

JUSTICE, C.O.; TOWNSHEND, J.R.G.; VERMOTE, E.F.; MASUOKA, E.; WOLFE, R.E.; SALEOUS, N.; ROY, D.P.; MORISETTE, J.T. An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**, v.83, p.3-15, 2002.

KASIMU, A.; TATEISHI, R. Extraction Area at Risk of Desertification Using MODIS and Geophysical Data: In Xinjiang Uyghur Autonomous Region of China. **International Conference on Multimedia Technology (ICMT)**, p. 1-4, 2010.

KONSTANTIN K. **Empirical Bayesian Kriging Implemented in ArcGIS Geostatistical Analyst**. Esri Press. 2012. Disponível em: <http://www.esri.com/news/arcuser/1012/files/ebk.pdf>. Acessado em 08 maio de 2015.

KOUSKY, V.E. Frontal Influences on Northeast Brazil. **Monthly Weather Review**, Washington, v.107, p.1140-1153, sep.,1979.

KRIGE, D. G. Two-dimensional weighted moving average trend surfaces for ore valuation, in **Symposium on mathematical statistics and computer applications in ore valuation: Johannesburg**, South Africa, 1966. Special issue of J. South African Inst. Min. Metal., p. 13-79, 1966.

KUNDZEWICZ, Z.W.; MATA, L.J.; ARNELL, N.W.; DOLL, P.; KABAT, P.; JIMÉNEZ, B.; MILLER, K.A.; OKI, T.; SEN, Z.; SHIKLOMANOV, I.A. **Freshwater resources and their management. Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability**. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, M.L. Parry, O.F. Canziani, J.P. Palutikof, P.J. van der Linden and C.E. Hanson, Eds., Cambridge University Press, Cambridge, UK, p.173-210, 2007.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, Washington, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LATORRE, M. L.; SHIMABUKURO, Y. E.; ANDERSON, L. O. **Sensor MODIS: Produtos para Ecossistemas Terrestres - MODLAND**. In: O Sensor Modis e suas aplicações ambientais no Brasil - Shimabukuro, Y. E.; Rudorff, B. F. T.; Ceballos, J. C. (Coords). São José dos Campos: Editora Parêntese, SP, Brasil, 2007.

LAVADO, C. J. F. et al. Mapping sensitivity to land degradation in Extremadura, SWSpain. **Land Degradation & Development**, n. 20, p. 129-144, 2009.

LIMA, A.A.C.; OLIVEIRA, F.N.S.; AQUINO, A.R.L.de. **Limitações do uso dos solos do Estado do Ceará por suscetibilidade à erosão**. Embrapa Agroindústria Tropical, Fortaleza, 2002.

LIMA, L. A. de S.; NEUMANN, M. R. B; BRAGA, A. R. dos S.; ROIG. **Mapeamento de solos do tradicional ao digital**. EMBRAPA CERRADOS, Planaltina, DF, março, 2013.

LIU, A.; WANG, J.; LIU, Z.; WANG, J. Monitoring desertification in arid and semi-arid areas of China with NOAA-AVHRR and MODIS data. **Anais...**, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2005. p. 2362–2364.

LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande-MS: UNIDERP. 2006.

LOBÃO, J. S. B.; SILVA, B. C. N. **Análise socioambiental na região semiárida da Bahia: geoprocessamento como subsídio ao ordenamento territorial**. Feira de Santana: UEFS Editora, 2013.

LOMBARDO, M.A.; CARVALHO, V.C. Análise preliminar das potencialidades das imagens Landsat para estudos de desertificação. São José dos Campos, INPE, 1979.

LOPES, H. L. **Modelagem de Parâmetros Biofísicos para Avaliação de Risco à Desertificação**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). Recife, PE, p. 101. 2005.

MARENGO, J. A.; SOARES, W. R - CPTEC-INPE. Impacto das mudanças climáticas no Brasil e Possíveis Cenários Climáticos: Síntese do Terceiro Relatório do IPCC de 2001. São Paulo, 29p, 2005.

MARENGO, J. A.; VALVERDE, M. C. Caracterização do clima no Século XX e Cenário de Mudanças de clima para o Brasil no Século XXI usando os modelos do IPCC-AR4. **Revista Multiciência**, Campinas – São Paulo, n. 8, Maio, 2007.

MARENGO, J.A.; CHOU, S.C.; KAY, G. ALVES, L.M.; PESQUERO, J.F.; SOARES, W.R. et al. Development of regional future climate change scenarios in South America using the Eta CPTEC/HadCM3 climate change projections: climatology and regional analyses for the Amazon, São Francisco and the Parana River Basins. **Climate Dynamics**, v.38,p. 1829-1848, 2012.

MARENGO, J.A; BERNASCONI, M. Regional differences in aridity/drought conditions over Northeast Brazil: present state and future projections. **Climatic Change**, Holanda, v.129, p.103–115, mar., 2015.

MARTIN, G.M. et al., The HadGEM2 Family of Met Office Unified Model Climate Configurations. **Geoscientific Model Development** v.4, p.723-757, 2011.

MARTINS, S.C.; ASSAD, E.D.; DOURADO, C. da S.; SOUSA NETO, E.R. **Diretrizes para uma Economia Verde no Brasil II – Agronegócio e Agricultura Familiar**. Fundação Brasileira de Desenvolvimento Sustentável – FBDS, Brasília, 112p, 2014.

MATALLO JÚNIOR, H. **Indicadores de Desertificação: histórico e perspectivas**. – Brasília: UNESCO, 2001. Disponível em: <http://unesdoc.unesco.org/images/0012/001298/129871POR.pdf>. Acesso em março de 2016.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology, Lancaster**, v. 58, p. 1246-1266, 1963.

MELGANI, F.; BRUZZONE, L. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images with Support Vector Machines. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 42, No. 8, August 2004.

MESINGER, F. A Blocking Technique for Representation of Mountains in Atmospheric Models. **Riv Meteor. Aeronautica**, v. 44, p.195-202, 1984.

MESINGER, F.; CHOU, S.C.; GOMES, J.L.; JOVIC, D.; BASTOS, P.; BUSTAMANTE, J.F. et al. An upgraded version of the Eta Model. **Meteorology and Atmospheric Physics** v.116,p. 63-79, 2012.

MINISTERIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Monitoramento dos Desmatamentos nos Biomas Brasileiros Biomas por Satélite**. Brasília: Centro de Sensoriamento Remoto – CSR/IBAMA. 2010. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br>. A CESSO EM: 20 MAIO DE 2016.

MOLION, L.C.B.; BERNARDO, S.O. Uma revisão da dinâmica das chuvas no nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São Paulo, v.17, p.1-10, jun. 2002.

MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. **Conceitos sobre aprendizado de máquina**. In: REZENDE, S.O. (Org.). *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*. Barueri: Editora Manole, 2002. p. 115-139.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos de sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4°. ed. atual. e ampl. – Viçosa, MG: Ed. UFV, 2011.

MOSS, R.; BABIKER, M.; BRINKMAN, S.; CALVO, E.; CARTER, T.; EDMONDS, J.; ELGIZOULI, I.; EMORI, S.; ERDA, L.; HIBBARD, K.A. et al. **IPCC Expert Meeting Report: Towards New Scenarios for analysis of Emissions, Climate Change, Impacts, and Response Strategies**, Noordwijkerhout, The Netherlands, 2008.

NASCIMENTO, F. R. Identificação de áreas susceptíveis à desertificação em Bacia intermitente sazonal do semiárido brasileiro. **Boletim Goiano de Geografia**. v. 29, n° 2, p.71-82, 2009.

NÓBREGA, M.T., COLLISCHONN, W., TUCCI, C.E.M., PAZ, A.R. Uncertainty in climate change impacts on water resources in the Rio Grande Basin, Brazil. **Hydrol. Earth Syst. Sci.**, v. 15, p. 585–595, 2011.

NONATO, R.; OLIVEIRA, S.R.M. de. Técnicas de mineração de dados para identificação de áreas com cana-de-açúcar em imagens Landsat 5. **Revista Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.33,n.6, p.1268-1280, nov/dez, 2013.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento Remoto Princípios e Aplicações**. 4. ed. São Paulo –SP: Blucher, 2010.

OLIVEIRA, G.; ARAÚJO, M.B.; RANGEL, T.F.; ALAGADOR, D.; DINIZ FILHO, L.A.F. Conserving the Brazilian semiarid (Caatinga) biome under climate change. **Biodiversity and Conservation**, Londres, v.21, p.2913–2926, out., 2012.

OLIVEIRA, P.T. de; SILVA, C.M.S; LIMA, K.C. Linear trend of occurrence and intensity of heavy rainfall events on Northeast Brazil. **Atmospheric Science Letters**, Inglaterra, v.15, p.172 – 177, sep., 2014.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. **Agenda 21**: Conferência das Nações Unidas sobre o Meio Ambiente e Desenvolvimento: de acordo com a resolução n. 44/228 da Assembleia Geral da ONU, de 22-12-89. São Paulo: Secretaria do Estado do Meio Ambiente, 1995.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. **Convenção das Nações Unidas de combate a desertificação nos países afetados por seca grave e/ou desertificação, particularmente na África**. Brasília: MMA, 1997. 93/036/MMA/PNUD/Fundacao Grupo Esquel Brasil, com apoio da FAO

PACHÊCO, A. da P.; FREIRE, N. C. F.; BORGES, U. da N. A Transdisciplinaridade da Desertificação. **Geografia**, Londrina, v. 15, n. 1, p. 5-34, jan/jun. 2006.

PAL, M.; MATHER, P.M. Support vector machines for classification in remote sensing. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 5, p. 1007-1011. 2005.

PBMC. Contribuição do Grupo de Trabalho 2 ao **Primeiro Relatório de Avaliação Nacional do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas**. Sumário Executivo do GT2. PBMC, Rio de Janeiro, Brasil. 28 p, 2013.

PENNINGTON, R. T.; PRADO, D. A.; PENDRY, C. Neotropical seasonally dry forests and Pleistocene vegetation changes. **Journal Biogeogr.**, v. 27, p. 261-273, 2000.

PESQUERO, J.F; CHOU, S.C.; NOBRE, C.A.; MARENGO, J.A. Climate downscaling over South America for 1961-1970 using the Eta Model. **Theoretical and Applied Climatology**, Germany, v. 99, p. 75-93, 2010.

PEI, T.; QUIN, C.; ZHU, A.; YANG, L.; LUO, M.; LI, B.; ZHOU, C. Mapping soil organic matter using the topographic wetness index: A comparative study based on different flow-direction algorithms and kriging methods. **Ecological Indicators**, Holanda, v.10, p.610–619, 2010.

PINTO, H.S.; ORTOLANI, A.A.; ALFONSI, R.R. Estimativa das temperaturas médias mensais do Estado de São Paulo em função de altitude e latitude. **Caderno Ciências da Terra**, São Paulo, v.23, 20p., 1972.

PISNICHENKO, I.A; TARASOVA, T.A. The climate version of the Eta regional forecast model. II. Evaluation of the Eta CCS model performance against reanalysis data and surface observations. **Atmospheric and Oceanic Physics**, 2009.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos. Editora Parêntese, 2007.

PRAVALIE, R.; SÎRODOEV, I.; PEPTENATU, D. Changes in the forest ecosystems in areas impacted by aridization in south-western **Romania**. **Journal of Environmental Health Science and Engineering**, New York, v.12, p. 2-15, 2014.

PRUDHOMME, C.; REYNARD, N.; CROOKS, S. Downscaling of global climate models for flood frequency analysis: Where are we now?. **Hydrological Processes** v.16, p. 1137–1150, 2002.

RISSO, J.; RIZZI, R.; RUDORFF, B.F.T.; ADAMI, M.; SHIMABUKURO, Y. E.; FORMAGGIO, A. R.; EPIPHANIO, R.D.V. Índices de vegetação Modis aplicados na discriminação de áreas de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.47, n.9, p.1317-1326, set. 2012.

ROLIM, G.S.; SENTELHAS, P.C.; BARBIERI, V. Planilhas no ambiente Excel para os cálculos de balanços hídricos: normal, sequencial, de cultura e de produtividade real e potencial. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**. Santa Maria, v.6, n.1, p.133 – 137, abr., 1998.

ROSA, R. Geotecnologias na geografia aplicada. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 16, p. 81-90, 2005.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt, MD: NASA/GSFC, Final Report, Type III, 371 p., 1974

RUDORFF, B. F.T.; SHIMABUKURO, Y. E. CEBALHOS, J. C. **O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil**. São José dos Campos, SP. Ed. 2007. 423p.

SÁ, I. B.; FOTIUS, G. A.; RICHÉ, G. R. Degradação ambiental e reabilitação natural no trópico semiárido. IN: **Anais da Conferência Nacional e Seminário Latino-americano da Desertificação**, CONSLAD. Fundação Esquel Brasil, Fortaleza-CE, 1994.

SÁ, I.B., CUNHA, T.F.da, TAURA, T.A., DRUMOND, M.A., 2014. Mapeamento da desertificação da Região Sul cearense. **Revista Brasileira de Geografia Física** 7, 572-583.

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**, Recife, v.8, n° especial, p.510-524, nov.,2015.

SALES, M. C. L. Degradação Ambiental em Gilbués, Piauí. **Mercator**, Ceará, ano 2, n. 4, p. 115-124, 2003.

SALVATI, L. et al. Towards a process based evaluation of land susceptibility to soil degradation in Italy. **Ecological Indicators**, n. 11, p. 1216-1227, 2011.

SAMPAIO, E. V. S. B.; ARAÚJO, E. L.; SALCEDO, I. H.; TIESSEN, H. Regeneração da vegetação de caatinga após corte e queima, em Serra Talhada, PE. Brasília (DF): **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, 33: 621-632, 1998.

SAMPAIO, E.V.S.B.; ARAÚJO, M. do S.B.; SAMPAIO, Y.S.B. Impactos ambientais da agricultura no processo de desertificação no nordeste do Brasil. **Revista Geografia**, Recife, v.22,n.1, p.90-112, 2005.

SAMPAIO, E.V.S.B.; ARAUJO, M. do S.B.; SAMPAIO, Y.S.B. Propensão a desertificação no semiárido brasileiro. In: Congresso Internacional de Zootecnia, 8., 2006, Recife. **Anais...** Recife: Universidade Federal Rural de Pernambuco 2006. p. 59-76.

SANTOS, A. M; GALVÍNCIO, J. D; Mudanças climáticas e cenários de susceptibilidade ambiental à desertificação em municípios do estado de Pernambuco. **Observatorium: Revista Eletrônica de Geografia**. v.5, n.13, p. 66-83, 2013.

SANTOS, H.G.dos; JACOMINE, P.K.T.; ANJOS, L.H.C.dos; OLIVEIRA, V.A.de; OLIVEIRA, J.B.de; COELHO, M.R.; LUMBRERAS, J.F.; CUNHA, T.J.F. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2. ed. Embrapa Solos, Rio de janeiro, 2013.

SECRETARIA DA AGRICULTURA, IRRIGAÇÃO E REFORMA AGRÁRIA (SEAGRI-BA). **Produção Agrícola da Bahia**. Disponível em: http://www.seagri.ba.gov.br/investir_oportunidade.asp. Acesso em: novembro de 2012

SHAO, Y.; LUNETTA, R. S. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land-cover classification using limited training data points. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 70, p. 78 – 87, 2012.

SHIMAKURA, S.E. **Interpretação do coeficiente de correlação**. (2006) Disponível em:
Acesso em: 02 maio. 2017.

SILVA, M. P. S.; CÂMARA, G.; ESCADA, M. I. S. Image Mining: Detecting Deforestation Patterns Through Satellites. *Data Mining Applications for Empowering Knowledge Societies*. p. 55-75, 2008.

SOARES, J.V.; BATISTA, G.T.; SHIMABUKO, Y.E. **Histórico e Descrição**. In RUDORFF, B.F.T.; SHIMABUKO, Y.E.; CEBALLOS, J.C. (Org.) **O sensor MODIS e suas aplicações ambientais no Brasil**. São José dos Campos, SP. A. Silva Vieira Ed., 2007.

SMOLA, A. J.; BARLETT, P.; SCHOLKOPF, B.; SCHUURMANS, D. **Introduction to Large Margin Classifiers**, p. 1–28, 1999.

SOMMER, S.; ZUCCA, C.; GRAINGER, A.; CHERLET, M.; ZOUGMORE, R., SOKONA, Y.; HILL, J.; DELLA PERUTA, R.; ROEHRIG, J.; WANG, G. Application of indicator systems for monitoring and assessment of desertification from national to global scales, **Land Degradation & Development**, Inglaterra, v.22, p.184–197, mar/apr.,2011.

SOUZA, B.I. de; ARTIGAS, R.C.; LIMA, E.R.V.de. Caatinga e Desertificação. **Mercator (Fortaleza)**, Fortaleza, v.14, n.1, p. 131-150, jan./abr. 2015.

SOUZA, D. C de; OYAMA, M. Climatic consequences of gradual desertification in the semi-arid area of Northeast Brazil. *Theor Appl Climatology*, v. 103, p.345–357, jun 2011.

SOUSA, W. R.N. **Estimativa de tendência de séries temporais de imagens de sensoriamento remoto para análise de evolução de processos de desertificação**. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual do Rio Grande do Norte (UERN). Mossoró, RN,p. 87,2013.

SUPERINTENDÊNCIA DE ESTUDOS ECONÔMICOS E SOCIAIS DA BAHIA (SEI). **Uso Atual das Terras. Bacias do Extremo Sul e do Rio Jequitinhonha**. Salvador, 2007. 104p

THORNTHWAITE, C.W., **Atlas of climatic types in the United States 1900-1939** U.S.D. Misc. Publ. N.. 421, 5 pp. 95, 1941.

THORNTHWAITE, C.W. Na approach toward a rational classification of climate. *Geographical Review*, 38: 55-94, 1948.

THORNTHWAITE, C.W.; MATHER, J.R. **The water balance**. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology - Laboratory of Climatology, 1955. 104p. Publications in Climatology, v.3, n.1, 1955.

TOMASELLA, J.; RODRIGUEZ, D. A.; CUARTAS, L. A.; FERREIRA, M.; FERREIRA, J. C.; FERREIRA, J.C.; MARENGO, J. Estudo de impacto das mudanças climáticas sobre os recursos hídricos superficiais e sobre os níveis dos aquíferos na Bacia do Rio Tocantins. CCST/INPE, Cachoeira Paulista, 2009.

TOMASONI, M. A. **Análise das transformações socioambientais com base em indicadores para recursos hídricos no cerrado baiano: o caso da bacia hidrográfica do Rio de Ondas / BA**. Tese (Doutorado em Geografia) – Programa de Pós-graduação em Geografia, Universidade Federal de Sergipe, Aracaju, 2008.

UNEP. United Nations Environment Programme. **World Atlas of Desertification**. Londres:UNEP/Edward Arnold, 1992. 69p.

UNITED NATIONS CONVENTION TO COMBAT DESERTIFICATION (UNCCD). **United Nations convention to combat drought and desertification in those countries experiencing serious droughts and/or desertification, particularly in Africa**. Paris, 1994. P. 14-15. (A/AC.241/27).

United Nations Convention to Combat Desertification (UNCCD) Regions: Africa, Bonn: UNCCD, disponível em: http://www.unccd.int/en/regional/access/Pages/countries.aspx?place=_31 (Acesso em: maio, 2015), 2013.

VAPNIK, V.N.; **The Nature of Statistical Learning Theory**. USA: Springer, 2nd ed., 1999.

VASCONCELOS SOBRINHO, J. **Metodologia para identificação de Processos de Desertificação**: manual de indicadores. Recife: SUDENE, 1978

VERDUM, R. et al. Desertificação: Questionando as Bases Conceituais, Escalas de Análise e Consequências. **Revista Geografia**, Niterói, v. 3, n. 6, 2001.

VIEIRA, R.M.S.P.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R.C.S.; SESTINI, M.F.; AFFONSO, A. G.; RODRIGUEZ, D.A.; BARBOSA, A.A.; CUNHA, A.P.M.A.; VALLES, G.F.; E. CREPANI; OLIVEIRA, S.B.P.; SOUZA, M.S.B.; CALIL, P.M.; CARVALHO, M.A.; VALERIANO, D.M.; CAMPELLO, F.C.B.; SANTANA, M.O. Identifying areas susceptible

to desertification in the Brazilian northeast, **Solid Earth**. Alemanha, v.6, p.347–360, mar., 2015.

WANG, X.; YANG, Y.; DONG, Z.; ZHANG, C. Responses of dune activity and desertification in China to global warming in the twenty-first century. **Global and Planetary change**, Holanda, v. 67, p. 167-185, jun., 2009.

WATANABE, M. et al., Improved Climate Simulation by MIROC5: Mean States, Variability, and Climate Sensitivity. **Journal of Climate**, v. 23, p.6312-6335, 2010.

WOLFE, R.E.; NISHIHAMA, M.; FLEIG, A.J.; KUYPER, J.A.; ROY, D. P., STOREY, J.C.; PATT, F.S. Achieving sub-pixel geolocation accuracy in support of MODIS Land Science. **Remote Sensing of Environment**, v.83,p.31 – 49, 2002.

ZIEN, A.; RATSCH, G.; MIKA, S.; SCHOLKOPF, B.; LENGAEUER, T.; MULLER, K.R. Engineering support vector machine kernels that recognize translation initiation sites in DNA. **Bioinformatics**, v.16, p.906–914, 2000.

ZUBLER, E.M.; FISCHER, A.M.; LINIGER, M.A.; CROCI-MASPOLI, M.; SCHERRER, S.C.; APPENZELLER, C. Localized climate change scenarios of mean temperature and precipitation over Switzerland. **Climatic Change**, v.125, p.237–252, jun, 2014.