



UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE TECNOLOGIA E RECURSOS NATURAIS
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL

RIVAILDO DA SILVA RAMOS FILHO

**CENÁRIOS DE PROJEÇÃO DO RISCO A INUNDAÇÕES NO ESTADO DA
PARAÍBA**

Campina Grande - PB

2022

RIVAILDO DA SILVA RAMOS FILHO

**CENÁRIOS DE PROJEÇÃO DO RISCO A INUNDAÇÕES NO ESTADO DA
PARAÍBA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal de Campina Grande para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil e Ambiental

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Iana Alexandra Alves Rufino

Coorientadora: Prof. Dr.^a Maria José de Sousa Cordão

Campina Grande - PB

2022

R175c Ramos Filho, Rivaldo da Silva.
Cenários de projeção do risco a inundações no Estado da Paraíba /
Rivaldo da Silva Ramos Filho. – Campina Grande, 2022.
127 f. : il. color.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) –
Universidade Federal de Campina Grande, Centro de Tecnologia e
Recursos Naturais, 2022.

“Orientação: Profa. Dra. Iana Alexandra Alves Rufino, Profa. Dra.
Maria José de Sousa Cordão”.

Referências.

1. Saneamento Ambiental. 2. Recursos Hídricos. 3. Entropia de
Shannon. 4. Sistemas de Informação Geográfica. 5. Segurança Hídrica.
6. Autômatos Celulares. 7. CMIP6. 8. Caminhos Socioeconômicos
Compartilhados. I. Rufino, Iana Alexandra Alves. II. Cordão, Maria José
de Sousa. III. Título.

CDU 628:556.18(043)

RIVAILDO DA SILVA RAMOS FILHO

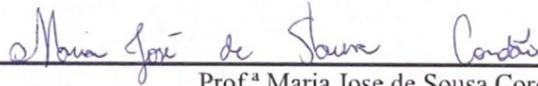
**CENÁRIOS DE PROJEÇÃO DO RISCO A INUNDAÇÕES NO ESTADO DA
PARAÍBA**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado no dia 18 de fevereiro de 2021, por banca examinadora composta pelos seguintes membros:



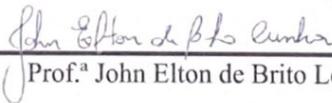
Prof.^a Iana Alexandra Alves Rufino

Orientadora – Universidade Federal de Campina Grande - UFCG



Prof.^a Maria Jose de Sousa Cordão

Coorientadora – Universidade Estadual da Paraíba - UEPB



Prof.^a John Elton de Brito Leite Cunha

Examinador interno – Universidade Federal de Campina Grande - UFCG



Prof.^a Cleiton da Silva Silveira

Examinador externo – Universidade Federal do Ceará - UFC

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Civil e Ambiental.

Campina Grande – PB, fevereiro de 2022



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
POS-GRADUACAO ENGENHARIA CIVIL AMBIENTAL
Rua Arpigo Veloso, 882, - Bairro Universitario, Campina Grande/PB, CEP 58429-900

REGISTRO DE PRESENÇA E ASSINATURAS

1. **ATA DA DEFESA PARA CONCESSÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**
2. **ALUNO(A): RIVALDO DA SILVA RAMOS FILHO / COMISSÃO EXAMINADORA: DR.ª IANA ALEXANDRA ALVES RUFINO - PPGECA/UFCG (PRESIDENTE) - ORIENTADORA, DR.ª MARIA JOSÉ DE SOUSA CORDÃO – UEPB – COORIENTADORA, DR. JOHN ELTON DE BRITO LEITE CUNHA – PPGECA/UFCG – EXAMINADOR INTERNO, DR. CLEITON SILVEIRA – UFC – EXAMINADOR EXTERNO (PORTARIA 05/2022). / TITULO DA DISSERTAÇÃO: “INUNDAÇÕES E CENÁRIOS PREDITIVOS DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO: DINÂMICAS ESPACIAIS E TEMPORAIS” / ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL / HORA DE INICIO: 14:00 HORAS / FORMA DA SESSÃO: POR VÍDEO CONFERÊNCIA.**
3. **EM SESSÃO REALIZADA POR VÍDEO CONFERÊNCIA, APÓS EXPOSIÇÃO DE CERCA DE 40 MINUTOS, O(A) CANDIDATO(A) FOI ARGUIDO(A) ORALMENTE PELOS MEMBROS DA COMISSÃO EXAMINADORA, TENDO DEMONSTRADO SUFICIÊNCIA DE CONHECIMENTO E CAPACIDADE DE SISTEMATIZAÇÃO NO TEMA DE SUA DISSERTAÇÃO, SENDO-LHE ATRIBUÍDA O CONCEITO “EM EXIGÊNCIA”, SENDO QUE A POSSIBILIDADE DE APROVAÇÃO ESTÁ CONDICIONADA À AVALIAÇÃO DA NOVA VERSÃO DO TRABALHO FINAL, SEGUINDO PROCEDIMENTOS PREVISTOS NA RESOLUÇÃO DO PROGRAMA. O PRESIDENTE DA COMISSÃO EXAMINADORA, OUVIDOS OS DEMAIS MEMBROS, DEVERÁ FICAR RESPONSÁVEL POR ATESTAR QUE AS CORREÇÕES SOLICITADAS NA LISTA DE EXIGÊNCIAS FORAM ATENDIDAS NA VERSÃO FINAL DO TRABALHO. A COMISSÃO EXAMINADORA CUMPRINDO OS PRAZOS REGIMENTAIS, ESTABELECE UM PRAZO MÁXIMO DE 30 DIAS PARA QUE SEJAM FEITAS AS ALTERAÇÕES EXIGIDAS. APÓS O DEPÓSITO FINAL DO DOCUMENTO DE DISSERTAÇÃO, DEVIDAMENTE REVISADO E MEDIANTE ATESTADO DO ORIENTADOR, O CONCEITO “EM EXIGÊNCIA” PASSARÁ IMEDIATAMENTE PARA O DE “APROVADO”. NA FORMA REGULAMENTAR, FOI LAVRADA A PRESENTE ATA, QUE É ASSINADA POR MIM, WELLINGTON LAURENTINO DOS SANTOS, SECRETÁRIO, ALUNA E OS MEMBROS DA COMISSÃO EXAMINADORA PRESENTES.**
4. **CAMPINA GRANDE, 18 DE FEVEREIRO DE 2022**
- 5.
6. _____
7. **CLEITON SILVEIRA – UFC – EXAMINADOR EXTERNO**

Documento assinado eletronicamente por **MARIA JOSÉ DE SOUSA CORDAO, Usuário Externo**, em 21/02/2022, às 10:50, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

Documento assinado eletronicamente por **Rivaldo da Silva Ramos Filho, Usuário Externo**, em 21/02/2022, às 11:26, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

Documento assinado eletronicamente por **JOHN ELTON DE BRITO LEITE CUNHA, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 21/02/2022, às 22:13, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

Documento assinado eletronicamente por **WELLINGTON LAURENTINO DOS SANTOS, SECRETÁRIO (A)**, em 22/02/2022, às 12:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

Documento assinado eletronicamente por **IANA ALEXANDRA ALVES RUFINO, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 02/03/2022, às 08:58, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 8º, caput, da [Portaria SEI nº 002, de 25 de outubro de 2018](#).

A autenticidade deste documento pode ser conferida no site <https://sei.ufcg.edu.br/autenticidade>, informando o código verificador **2116884** e o código CRC **4AD2B00F**.

Dedico este trabalho primeiramente a Deus que grandes coisas fez na minha vida e a minha família, meu alicerce.

AGRADECIMENTOS

Ao meu Deus, antes de qualquer coisa externo toda a minha gratidão. Sem Ele não teria chegado até aqui. Toda honra e glória seja dada ao Deus de Israel. Sou grato pelo seu imenso amor que me constrangeu e me fez ser participante da tão maravilhosa dádiva da salvação, me possibilitando através da graça, ser chamado de filho. Foi Ele que em todos os momentos me concedeu forças e ânimo para vencer as batalhas do dia a dia. Sendo meu guia, meu amigo e meu baluarte. Obrigado por tudo, Jesus! A ti rendo louvor e adoração, pois mesmo não sendo merecedor me amaste.

Aos meus pais, Fernando de Almeida Albuquerque Damacena e Márcia Damacena Ramos, por sempre estarem ao meu lado, me concedendo amor, carinho, zelo e dedicação. Pelos ensinamentos, a saber: secular e cristão, que possibilitaram a formação do meu caráter como homem honesto e temente a Deus. Pelos cuidados desde a minha infância, não deixando que nada faltasse nos aspectos afetivo, material e espiritual. O que sou devo a vocês.

Aos meus avós, Roberto Nunes Damacena e Maria Ribeiro Damacena, por sempre torcerem por mim. Por todo o carinho, cuidado e suporte necessário.

Aos meus irmãos, Roberta Renaly Damacena Ramos, Rivaldo Damacena Ramos e Maria Fernanda Damacena Albuquerque, pela companhia ímpar e pelo amor fraterno indiscutivelmente necessário para a caminhada.

Ao meu sobrinho Davi por todos os momentos de alegria e brincadeiras, ajudando-me a permanecer tranquilo mesmo em dias nublados.

Aos demais familiares pela confiança a mim depositada e pelas palavras de conforto e entusiasmo.

Aos amigos pelos momentos de descontração e palavras de confiança.

A minha orientadora Prof.^a Iana Alexandra Alves Rufino pela paciência e diligência ao me guiar no caminho do êxito, dando-me exemplo de profissionalismo, ética e amor pelo ensino. Obrigado por sua dedicação!

A minha coorientadora Prof.^a Maria José de Sousa Cordão por ter sido a primeira pessoa a me orientar e me possibilitar trabalhar com a área de recursos hídricos, ao qual tão bem me identifiquei. Obrigado pelo seu exemplo, dedicação e atenção para comigo!

A CAPES pelo apoio financeiro para realização desta pesquisa.

A todos que de alguma forma contribuíram para o meu crescimento e realização deste grande feito, meu eterno agradecimento.

“...porque aquilo que está determinado será feito.”

Daniel 11.36

RESUMO

Existe uma tendência de aumento das inundações em razão das constantes alterações de uso e ocupação do solo, mudanças climáticas e fatores socioeconômicos, as quais provocam insegurança hídrica em muitas regiões do mundo. Nesse sentido, esta pesquisa teve como objetivo gerar projeções de riscos de inundação em todo o estado da Paraíba considerando modelos climáticos globais do CMIP6 (do inglês, Coupled Model Intercomparison Project Phase 6), modelo socioeconômico e modelagem dinâmica de uso e cobertura do solo, através do software Dinamica EGO, integrados a abordagem GIS-MCA. O percurso metodológico procedeu sob dois períodos de tempo, denominados de período de referência (1970-2000) e período futuro (2021-2040). Sendo assim, a geração dos mapas de suscetibilidade a inundações se apoiou em critérios dinâmicos e estáticos para que fosse possível a avaliação entre as escalas de tempo. Enquanto o período de referência foi utilizado como forma de validação do modelo, no período futuro foram analisados caminhos prováveis de narrativas da sociedade (SSP245 e SSP585) e suas influências sobre os riscos de inundação nos níveis municipais (contexto I) e de bacias hidrográficas (contexto II). Buscando eliminar a subjetividade sobre as importâncias e funções de valor de cada critério, a abordagem de riscos de inundação fez uso da ponderação por entropia de Shannon. Os resultados possibilitaram identificar, como contexto físico, forte aumento das áreas impermeáveis para o futuro e grande influência da densidade de drenagem; já como aspecto social, a influência da densidade populacional sobre o risco de inundação. O aspecto social é importante, pois só há risco de inundação quando existem pessoas expostas ao perigo. Dessa forma, os resultados obtidos não identificam apenas áreas mais propensas aos riscos, mas áreas, que caso sujeitas aos eventos, apresentarão maiores danos e prejuízos. No contexto I, as trajetórias dos municípios paraibanos, quanto aos riscos de inundação, entre passado e futuro, evidenciaram que há uma tendência de aumento dos riscos de inundação, principalmente em municípios mais próximos do litoral (leste), e também há uma tendência de diminuição dos riscos em municípios localizados mais a oeste do estado, sobretudo por influência das variáveis bioclimáticas. No contexto II, as informações em escala de bacia hidrográfica traçaram cenários distintos de riscos: no caminho SSP245 muitas bacias estarão com níveis críticos de riscos de inundação; por outro lado, no caminho SSP585, mesmo com a diminuição dos riscos de inundação em algumas bacias, esse caminho é marcado por forte pressão antrópica e atuação preponderante do aquecimento global. Mesmo com os vieses e incertezas inerentes as metodologias aplicadas e decorrentes da limitação de dados, os resultados gerados nesta pesquisa podem contribuir para o desafio da gestão dos eventos de inundações a partir do fornecimento de uma abordagem capaz de auxiliar gestores e planejadores na solução de *trade-offs* e problemas complexos. Espera-se que novos critérios e o aperfeiçoamento de metodologias sejam incorporados em pesquisas futuras para o avanço do modelo de risco de inundação empregado neste trabalho.

Palavras-Chave: Entropia de Shannon. Sistemas de Informação Geográfica. Segurança hídrica. Autômatos celulares. CMIP6. Caminhos Socioeconômicos Compartilhados.

ABSTRACT

There is a tendency for flooding to increase due to constant changes in land use and occupation, climate change, and socioeconomic factors, which cause water insecurity in many world regions. In this sense, this research aimed to generate flood risk projections throughout the state of Paraíba considering global climate models from CMIP6 (Coupled Model Intercomparison Project Phase 6), socioeconomic model, and dynamic modeling of land use and cover, through the Dinamica EGO software, integrated to the GIS-MCA approach. The methodological approach proceeded under two time periods: the reference period (1970-2000) and the future period (2021-2040). Thus, the generation of flood susceptibility maps was based on dynamic and static criteria so that the evaluation between time scales was possible. While the reference period was used as a way of validating the model, in the future period, probable paths of societal narratives (SSP245 and SSP585) and their influences on flood risks at municipal (context I) and river basin levels (context II). Seeking to eliminate subjectivity about each criterion's importance and value functions, the flood risk approach used Shannon entropy weighting. The results made it possible to identify, as a physical context, a strong increase in impervious areas for the future and great influence of drainage density, as a social aspect, the influence of population density on the risk of flooding. The social aspect is important, as there is only a risk of flooding when people are exposed to the danger. In this way, the results obtained do not only identify areas more prone to risks but areas that, if subjected to events, will present greater damages and losses. In context I, the trajectories of municipalities in Paraíba, regarding the risks of flooding, between past and future, showed a tendency to increase the risks of flooding, especially in municipalities closer to the coast (east), and there is also a tendency to decrease risks. In municipalities located further west of the state, mainly due to the influence of bioclimatic variables. In context II, watershed-scale information traced different risk scenarios: on the SSP245 path, many watersheds will have critical levels of flood risk; on the other hand, on the SSP585 path, even with the reduction of flood risks in some basins, this path is marked by strong anthropic pressure and the predominant action of global warming. Even with the biases and uncertainties inherent to the methodologies applied and resulting from the limitation of data, the results generated in this research can contribute to the challenge of managing flood events by providing an approach capable of helping managers and planners in solving trade-offs and complex problems. New criteria and improved methodologies will be incorporated in future research to advance the flood risk model used in this work.

Keywords: Shannon entropy. Geographic Information Systems. Water security. Cellular automata. CMIP6. Shared Socioeconomic Pathways.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma das abordagens utilizadas durante a pesquisa.....	17
Figura 2 - Conceitos-chave associados aos sistemas de drenagem	19
Figura 3 - Abordagem tradicional da drenagem urbana nas cidades.....	21
Figura 4 - Emissões históricas e projeções futuras de emissões de CO ₂ para os caminhos SSPs	28
Figura 5 - Exemplo de regra de transição de autômato celular	31
Figura 6 - Riscos de inundação como produto de perigo, exposição e vulnerabilidade.....	36
Figura 7 - Localização do estado da Paraíba e de suas bacias hidrográficas.....	40
Figura 8 - Municípios paraibanos em processo de elaboração do PMSB	41
Figura 9 - Municípios atingidos por eventos hidrológicos entre 2009 e 2017	42
Figura 10 - Ocorrências de inundações: a) Campina Grande, b) Itaporanga, c) João Pessoa e d) São Sebastião do Umbuzeiro.....	42
Figura 11 - Esquema metodológico para predição de riscos de inundação.....	43
Figura 12 - Estrutura hierárquica da avaliação de risco de inundação	45
Figura 13 - Modelo de cenarização para análise de riscos de inundações.	47
Figura 14 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR.....	53
Figura 15 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR.....	55
Figura 16 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR.....	57
Figura 17 - Etapas da modelagem dinâmica no software Dinamica Ego.....	64
Figura 18 - Classes de uso do solo no estado da Paraíba e sua reclassificação em cinco classes	65
Figura 19 - Aplicação da função de decaimento exponencial em mapas de diferença	68
Figura 20 - Distribuição dos 385 pontos necessários à ponderação pelo método de entropia ..	72
Figura 21 - Níveis de riscos de inundação por município para PR	74
Figura 22 - Precipitação anual do estado da Paraíba	75
Figura 23 - Comparação entre os mapas simulado e real para 2010.	79
Figura 24 - Mapa de uso e cobertura do solo simulado para o ano de 2040	83
Figura 25 - Funções matemáticas aplicadas ao município de Água Branca	85
Figura 26 - Projeção de PIB para 2040 a partir das manchas urbanas dos municípios.....	86
Figura 27 - Projeção de densidade populacional para 2040	87
Figura 28 - Riscos de inundação, por município, para PR e PF-SSP245	89
Figura 29 - Riscos de inundação, por bacia, para PF-SSP245 e PF-SSP585 (2040).....	91

Figura 30 - Sobreposição entre os limites de bacias e as microrregiões de água e esgoto.....96

LISTA DE TABELAS E QUADROS

Tabela 1 - Formas de avaliação do risco de inundação	35
Tabela 2 - Informações sobre os critérios de riscos de inundação	50
Tabela 3 - Valor CN associado aos grupos hidrológicos do solo e uso e cobertura do solo	55
Tabela 4 – Critérios de risco e o processo de normalização.....	70
Tabela 5 - Pesos referentes ao período de referência - PR	73
Tabela 6 - Resultado da validação baseado na análise de inundações por municípios	75
Tabela 7 - Forçantes das mudanças de uso e cobertura do solo	77
Tabela 8 - Parâmetros utilizados na execução do modelo de simulação de uso do solo.....	79
Tabela 9 - Funções de decaimento exponencial e constante	80
Tabela 10 - Agrupamento qualitativo do coeficiente Kappa.	81
Tabela 11 - Parâmetros utilizados na execução do modelo de simulação de uso do solo.....	82
Tabela 12 - Taxas de mudanças de uso e cobertura do solo.....	83
Tabela 13 - Pesos referentes aos períodos de referência e futuro.....	90
Tabela 14 - Projeções de PIB per capita para municípios paraibanos.....	122
Quadro 1 - Critérios estáticos da categoria vulnerabilidade.....	45
Quadro 2 - Critérios estáticos de vulnerabilidade utilizados pelos autores.....	48

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABDN	Atlas Brasileiro de Desastres Naturais
AESA	Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba
ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
CAGEPA	Companhia de Água e Esgotos da Paraíba
CAR	Cadastro Ambiental Rural
CMIP6	Intercomparison of Coupled Models Project
ELECTRE	Elimination et Choix Traduisant la Réalité
FUNASA	Fundação Nacional de Saúde
FUNDACE	Fundação para Pesquisa e Desenvolvimento da Administração, Contabilidade e Economia
GIS	Sistemas de Informações Geográficas
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
LULCC	Land-Use and Cover Change
MCA	Multicriteria Analysis
MDE	Modelo Digital de Elevação
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MNT	Modelo Numérico do Terreno
MUNIC	Pesquisa de Informações Básicas Municipais
PF	Período Futuro
PIB	Produto Interno Bruto
PR	Período de Referência
PROMETHEE	Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations
SDMAP	Sistemas de Drenagem e Manejo de Águas Pluviais
SNIS	Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento
SPI	Stream Power Index
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SSP	Shared Socioeconomic Pathways
TWI	Topographic Wetness Index
UN-WATER	United Nations Water
USGS	United States Geological Survey
UTM	Universal Transversa de Mercator

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	15
1.2 OBJETIVOS	16
1.2.1 Objetivo geral	16
1.2.2 Objetivos específicos	16
1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	17
2 REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1 SISTEMAS DE DRENAGEM	19
2.1.1 Principais desafios	19
2.1.2 Inundações	23
2.1.3 Novo marco do saneamento	24
2.2 MUDANÇAS CLIMÁTICAS	25
2.2.1 Impacto dos eventos climáticos sobre os SDMAP	25
2.2.2 Modelos climáticos globais (GCMs)	26
2.3 MUDANÇAS DE USO E COBERTURA DO SOLO (LULCC)	29
2.3.1 Impactos do uso do solo sobre os SDMAP	29
2.3.2 Modelagem dinâmica do uso do solo	30
2.4 SEGURANÇA HÍDRICA E SDMAP	32
2.5 RISCOS DE INUNDAÇÃO	34
2.6 ABORDAGEM GIS-MCA	36
3 ÁREA DE ESTUDO	39
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTADO DA PARAÍBA	39
3.2 CONTEXTO DA ÁREA DE ESTUDO	40
4 METODOLOGIA	43
4.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS	43
4.2 VISÃO GERAL DO MODELO METODOLÓGICO	43

4.3	INTEGRAÇÃO GIS-MCA, MODELOS CLIMÁTICOS, MODELO SOCIOECONÔMICO E MODELAGEM DE USO E COBERTURA DO SOLO -----	44
4.3.1	Riscos de inundação -----	44
4.3.2	Definição dos critérios estáticos-----	45
4.3.3	Modelo de cenarização do risco de inundação-----	47
4.3.4	Avaliação dos critérios de modelagem -----	50
4.3.4.1	<i>Altimetria</i> -----	51
4.3.4.2	<i>Declividade</i> -----	51
4.3.4.3	<i>TWI</i> -----	51
4.3.4.4	<i>Curvatura</i> -----	52
4.3.4.5	<i>SPI</i> -----	52
4.3.4.6	<i>Densidade de Drenagem</i> -----	52
4.3.4.7	<i>Distância de cursos de água</i> -----	54
4.3.4.8	<i>Valor CN (Pedologia e Uso e cobertura do solo)</i> -----	54
4.3.4.9	<i>Variáveis bioclimáticas</i> -----	56
4.3.4.10	<i>PIB per capita</i> -----	56
4.3.4.11	<i>Densidade populacional</i> -----	56
4.3.5	Período de referência (1970-2000)-----	58
4.3.6	Período futuro (2021-2040) -----	58
4.4	ABORDAGEM GIS-MCA -----	59
4.5	MODELOS CLIMÁTICOS GLOBAIS-----	61
4.6	MODELO SOCIOECONÔMICO -----	62
4.7	MODELAGEM DINÂMICA DO USO E COBERTURA DO SOLO -----	63
4.7.1	Primeira fase: Dados de entrada -----	65
4.7.2	Segunda fase: Calibração e validação do modelo dinâmico -----	66
4.7.3	Terceira fase: Simulação de cenário futuro -----	69
5	RESULTADOS -----	70

5.4 PERÍODO DE REFERÊNCIA -----	70
5.4.1 Normalização -----	70
5.4.2 Extração dos critérios -----	71
5.4.3 Ponderação e combinação -----	72
5.4.4 Validação -----	74
5.5 INVESTIGAÇÃO DAS FORÇANTES -----	76
5.6 CALIBRAÇÃO E PARAMETRIZAÇÃO DO MODELO -----	78
5.7 VALIDAÇÃO DO MODELO -----	79
5.8 SIMULAÇÃO LULCC FUTURA -----	81
5.9 SIMULAÇÃO PIB PER CAPITA E DENSIDADE POPULACIONAL -----	84
5.9.1 PIB per capita -----	84
5.9.2 Densidade populacional -----	86
5.10 PERÍODO FUTURO -----	87
5.10.1 Contexto I -----	88
5.10.2 Contexto II -----	90
6 DISCUSSÃO -----	93
6.1 FATORES DE INFLUÊNCIA SOBRE O RISCO DE INUNDAÇÃO -----	93
6.2 DRENAGEM -----	95
6.2.1 Macrodrenagem -----	95
6.2.2 Microdrenagem -----	95
7 CONCLUSÃO -----	98
REFERÊNCIAS -----	101
ANEXO -----	122

CAPÍTULO I

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

As inundações são hoje uns dos desastres mais recorrentes e destrutivos em todo o mundo, provocando perdas econômicas, gerando mortes e interrompendo os serviços públicos (KIND et al., 2016). Entre os vários fatores que contribuem para aumentar os riscos de inundações, destacam-se a urbanização e as mudanças climáticas como os mais influentes (MAHMOOD et al., 2017; WU et al., 2017; ARNONE et al., 2018). O fato é que, à medida que a população urbana aumenta, mais áreas são impermeabilizadas e, como consequência, mais pessoas se tornam sujeitas a eventos extremos ocasionados por mudanças climáticas (CHANG et al., 2021), pois a capacidade do meio ambiente de se recuperar do processo de urbanização tornou-se ainda mais limitada como resultado das alterações no clima (SOHN et al., 2020).

O processo de urbanização sem dúvidas intensificou a evolução da estrutura global de uso e ocupação do solo (CHEN; ZENG; LI, 2021). Essa expansão urbana desordenada, impulsionada pelo crescimento socioeconômico, tem levado à redução da cobertura vegetal, ilhas de calor e a outros problemas ambientais graves (WESSELS; BERGH; SCHOLE, 2012; CHAPMAN et al., 2018; ZHANG; WU; TAROLLI, 2021), como o aumento significativo da probabilidade de eventos extremos de inundação (ZHANG et al., 2018). Contudo, ainda que se projete o aumento das inundações para o futuro (TABARI, 2020), ressalta-se que essa tendência não é uma máxima. A combinação entre população, meio ambiente e mudanças climáticas pode gerar diferentes cenários para a sociedade e por isso a importância de estudos.

As inundações denotam vulnerabilidade para a segurança hídrica urbana, sabendo que intensidade, duração e frequência dos eventos de chuvas estão diretamente associadas aos projetos de infraestrutura, como drenagem e manejo de águas pluviais (SIMONOVIC; SCHARDONG; SANDINK, 2017; ARAMILLO; NAZEMI, 2018). É interessante destacar essa representatividade de vulnerabilidade para a segurança hídrica, pois quase sempre quando se discute segurança hídrica se remete apenas à escassez de água (PADOWSKI; CARRERA; JAWITZ, 2016; GRAFTON, 2017) e; esquecem que as águas urbanas não podem ser dissociadas umas das outras, pois existe uma integração. Como exemplo, as consequências advindas das inundações afetam os sistemas de água e esgoto (OCTAVIANI, 2020). Desta forma, as inundações também fazem parte do escopo da segurança hídrica, até porque uma de suas dimensões é a proteção contra os perigos relacionados a água (OCTAVIANI, 2020).

Diante desse problema, a avaliação dos riscos de inundação tem sido bastante aplicada na literatura para o diagnóstico das áreas mais propensas a esses eventos (CHAPI et al., 2017; COSTACHE; BUI, 2020; HOSSAIN; MENG, 2020; OGATO et al., 2020; ZHANG et al., 2020; CHEN, X. et al., 2021). Dentre as metodologias existentes, a abordagem de integração entre Sistemas de Informação Geográfica e Análise Multicritério (GIS-MCA) é uma das mais aplicadas, pois permite analisar uma grande quantidade de dados, visualizar os resultados e investigar de forma rápida os riscos de inundação em grande escala (ZHANG et al., 2020). Sabendo dos óbices consequentes dos impactos das inundações, é vital avaliar o risco e promover a análise espacial através de mapas, pois se configura como ferramenta importante para o planejamento do uso do solo e layout da infraestrutura (ZHANG et al., 2020).

É substancial que os Sistemas de Drenagem e Manejo de Águas Pluviais (SDMAP) melhorem suas capacidades (LI et al., 2015; MOHAMMADIUN et al., 2018) técnica, socioeconômica, política e institucional visando o aumento da segurança hídrica. O estado da Paraíba é um exemplo de déficit em drenagem, com muitos municípios sem nenhum sistema de micro ou macro drenagem para além do arruamento urbano. No cenário nacional, todos os estados estão se adequando ao novo marco regulatório do saneamento básico (MDR, 2022), o qual prevê dentre outras coisas, a oferta dos serviços de saneamento (o que inclui a drenagem) de forma regionalizada.

Neste contexto, o presente estudo buscou identificar áreas mais propensas a ocorrência de inundação em todo o estado da Paraíba, explorando um campo pouco tratado na literatura: a projeção dos efeitos conjuntos da urbanização, mudanças climáticas e aspectos socioeconômicos sobre os riscos de inundação.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

Gerar cenários de projeção dos riscos de inundação em todo o estado da Paraíba considerando tendências de uso e ocupação do solo, aspectos socioeconômicos e de mudanças climáticas.

1.2.2 Objetivos específicos

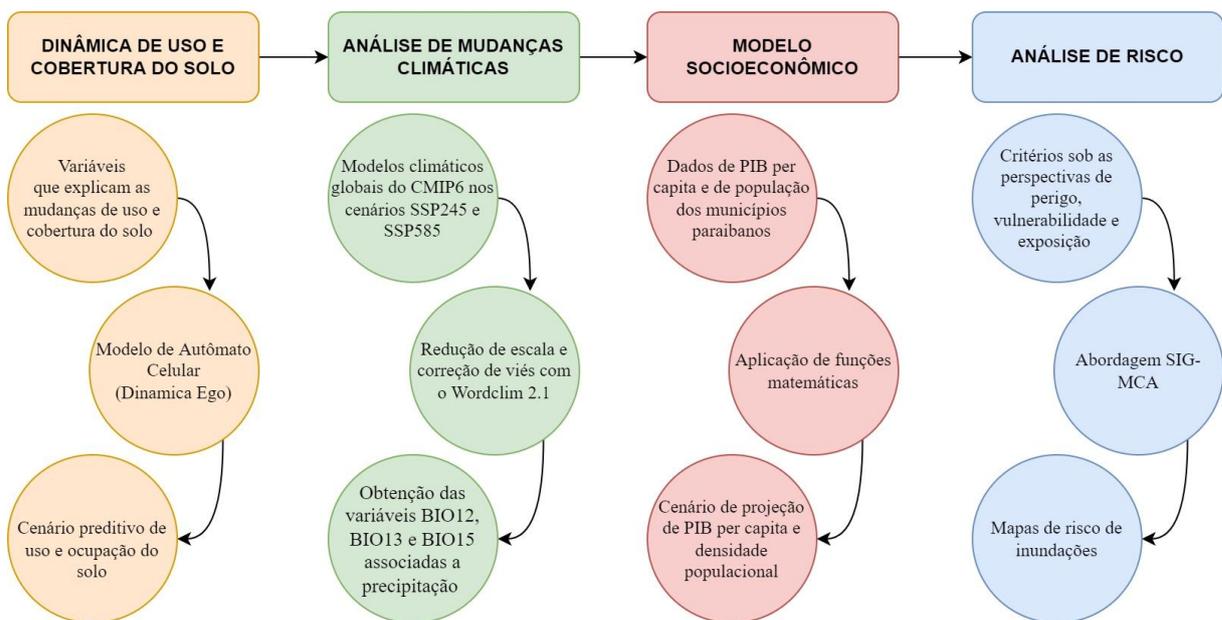
- Identificar variáveis explicativas que sejam forçantes das mudanças de uso e cobertura do solo e a partir destas produzir cenário preditivo com base em modelos de autômatos celulares;

- Reproduzir o cenário preditivo de uso e ocupação do solo, tendências socioeconômicas e demais critérios de geração do risco de inundação sob diferentes projeções climáticas;
- Analisar os diferentes riscos de inundação, espacial e hierarquicamente, para estabelecer áreas com maiores demandas por serviços de drenagem.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho está estruturado em sete capítulos. O **Capítulo I** refere-se às considerações iniciais da pesquisa e seus objetivos, enquanto os **Capítulos II e III** apresentam o referencial teórico e a caracterização da área de estudo. Os **Capítulos IV, V e VI** são referentes a metodologia, resultados e discussão (Figura 1) e o **Capítulo VII** apresenta as conclusões e referências.

Figura 1 - Fluxograma das abordagens utilizadas durante a pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

O resumo gráfico da Figura 1 elucida a integração entre as abordagens aplicadas na identificação das áreas de riscos de inundação, a saber: dinâmica de uso e cobertura do solo para previsão das mudanças de uso do solo através de modelos de autômatos celulares; análise de mudanças climáticas como subsídio para inserção da variável precipitação futura no modelo de risco; modelo socioeconômico como metodologia de auxílio na predição das variáveis PIB per capita e densidade populacional; e a abordagem GIS-MCA, metodologia principal,

responsável pela conexão entre as demais abordagens, com a inserção de mais critérios influentes sobre o risco e com a capacidade de analisar o perigo das inundações sob a ótica espacial.

CAPÍTULO II

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Na apresentação do referencial teórico foram discutidos os principais conceitos associados aos sistemas de drenagem do ponto de vista da projeção dos riscos de inundação. Abordagens como: a metodologia de riscos de inundação baseada em GIS-MCA, deficiências nos sistemas de drenagem, o uso de modelos que permitam a simulação do uso e cobertura do solo e representem as alterações no clima, bem como o olhar sobre as inundações do ponto de vista da segurança hídrica, foram pontuadas e elucidadas, como mostra a Figura 2.

Figura 2 - Conceitos-chave associados aos sistemas de drenagem



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

2.1 SISTEMAS DE DRENAGEM**2.1.1 Principais desafios**

Os sistemas de drenagem se constituem em um dos pilares do saneamento básico e são caracterizados, segundo a Lei nº 14.026/20 que estabelece as diretrizes nacionais para o saneamento, como as atividades, infraestruturas e instalações de drenagem de águas pluviais responsáveis pelo transporte, detenção ou retenção das vazões, tratamento e disposição final adequada das águas drenadas (BRASIL, 2020b).

No Brasil, de acordo com o Plano Nacional de Saneamento Básico – PLANSAB, a drenagem urbana é quase sempre tratada como um serviço complementar nos municípios e geralmente atribuída as secretarias de obras (administração direta do município). Além disso, é o componente do saneamento que possui maior carência de políticas e organização institucional (BRASIL, 2013). Em relação a essas questões, pode-se destacar dois obstáculos: a falta de mão de obra especializada para lidar com os problemas da drenagem (REZENDE, 2015) e a ausência de um fluxo de receitas dedicado para financiar investimentos e manutenção do setor (SNIS, 2019).

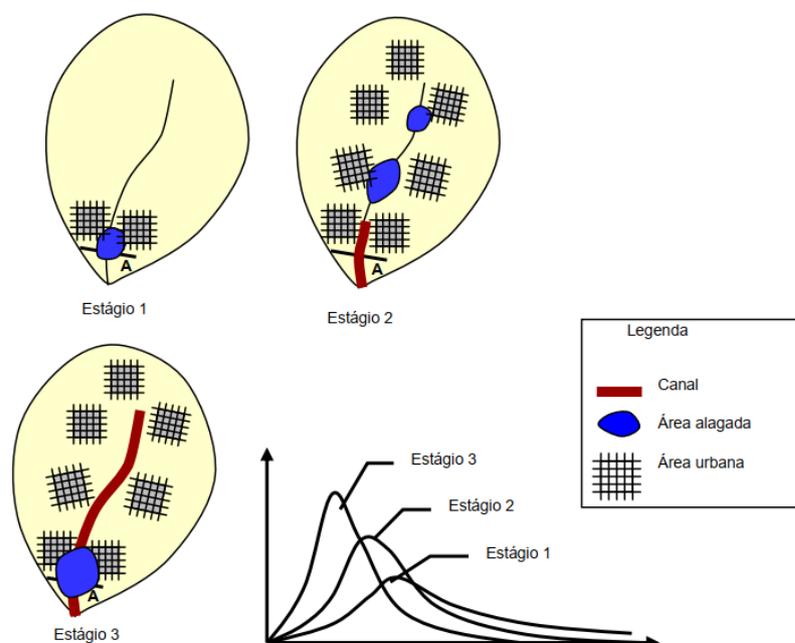
De acordo com Souza, Moraes e Borja (2013) os sistemas de drenagem no Brasil apresentam déficits nos aspectos de: informação, comunicação e concepção, qualitativo, tecnológico, técnico-institucional e cobertura. O déficit de informação é referente ao pouco conhecimento sobre os sistemas de drenagem, inclusive de bacias hidrográficas como um todo. A respeito desse problema, Goldenfum et al. (2007) destacam a debilidade das informações hidrológicas e hidráulicas para o diagnóstico e avaliação dos cenários futuros de planejamento. A precariedade das informações está relacionada a falta de caracterização de bacias e sub-bacias urbanas, ausência de controle sobre o cadastro da rede de drenagem, falta de indicadores socioambientais e ineficiência dos instrumentos de uso e ocupação do solo. O déficit de comunicação e concepção está relacionado com a ideia de que a solução técnica é superior e melhor que uma solução participativa, com o envolvimento da sociedade (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013). Nesse déficit, existe uma aversão ao risco e uma rejeição as práticas não estruturais por parte da sociedade. Não há percepção de reinserção dos cursos de água urbanos novamente na paisagem, mas sim uma demanda imediata de eliminação dos riscos através de obras de canalização e construção de galerias (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013).

No que se refere ao déficit qualitativo, está associado a qualidade das águas pluviais. Até então havia uma ideia de que as águas pluviais eram mais limpas (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013); contudo, as águas pluviais possuem grande presença de metais pesados, óleos, graxas, fertilizantes, sedimentos e resíduos sólidos urbanos (PIMENTEL, 2009; NETO et al., 2012; REDDY; XIE; DASTGHEIBI, 2014), principalmente no início da chuva. A qualidade das águas pluviais é altamente variável, pois dependem da intensidade da chuva, da duração dos períodos secos (MAO et al., 2021), da quantidade de poluentes captados no ar ou lavados na superfície de captação (MAZURKIEWICZ; JEŚ-WALKOWIAK; MICHAŁKIEWICZ, 2022), como telhados (MAO et al., 2021), estradas e parques (MAZURKIEWICZ; JEŚ-WALKOWIAK; MICHAŁKIEWICZ, 2022). O déficit qualitativo em drenagem é uma combinação de déficits em outras áreas do saneamento. Quando um município não possui

sistema separador absoluto, as águas pluviais são conduzidas junto aos efluentes, degradando ainda mais sua qualidade. No Brasil, segundo o SNIS (2020), entre 4.107 municípios participantes do diagnóstico quanto aos SDMAP, 1.859 (45,3%) informaram possuir sistema exclusivo para a drenagem, 491 (12%) relataram contar com sistema unitário (misto com esgotamento sanitário) e 876 (21,3%) com sistema combinado. Os 881 (21,5%) municípios restantes ou utilizam outro tipo de sistema ou não há sistemas de drenagem. Além disso, dos municípios da amostra, apenas 168 (4,1%) relataram possuir algum tipo de tratamento para as águas pluviais. Outro problema é quanto a grande quantidade de resíduos urbanos encontrados nas ruas, decorrente da pouca consciência ambiental das pessoas, o que não apenas degrada a qualidade como dificulta o escoamento.

O déficit tecnológico diz respeito às limitações tecnológicas da abordagem tradicional de sempre drenar a água o mais rápido possível. A metodologia de canalização só resolve problemas pontuais de alagamentos e inundações, enquanto que transfere os problemas para jusante e aumentam o problema que deveriam resolver (TUCCI; BERTONI, 2003). Além disso, é uma abordagem mais cara (OGATO et al., 2020). A Figura 3 apresenta um esquema da abordagem tradicional.

Figura 3 - Abordagem tradicional da drenagem urbana nas cidades



Fonte: Adaptado de Tucci e Bertoni (2003); Souza, Moraes e Borja (2013).

Segundo Tucci e Bertoni (2003), esses problemas ocorrem principalmente porque muitos profissionais ainda priorizam obras e projetos de maneira local, sem uma visão de bacia

e dos aspectos socioinstitucionais da cidade. Em geral, os países em desenvolvimento e mais pobres ainda favorecem ações insustentáveis como as medidas estruturais, enquanto os mais ricos iniciaram a inserção de medidas não estruturais e sustentáveis do ponto de vista social, econômico e ambiental. O déficit tecnológico é então caracterizado pela ausência de técnicas integradas ao contexto das cidades, isto é, que compensem o efeito da urbanização sobre o ciclo hidrológico, como as técnicas de desenvolvimento de baixo impacto (LID – Low Impact Development) (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013).

A deficiência técnico-institucional em relação aos SDMAP é explicada por dois fatores. Primeiro, a falta de corpo técnico capacitado para lidar com os problemas diários. O setor de drenagem é quase sempre atribuído a alguma secretaria do município e os indivíduos responsáveis não possuem conhecimento técnico da área (REZENDE, 2015). Essa situação é bem diferente dos setores de água e esgoto, por exemplo, onde as prefeituras através de gestão associada, concedem às concessionárias de água a função de prestar o serviço para a população e, esse serviço, conta com profissionais especializados. O segundo fator é a ineficiência e/ou ausência de planos diretores e de saneamento. Muitos desses planos, apesar de possuírem um discurso ambiental, ainda estão conectados a abordagem tradicional de canalização e não consideram o traçado natural dos rios (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013).

O déficit de cobertura é definido quanto a abrangência da rede de drenagem e relaciona-se quanto ao seu alcance e eficiência no sentido de minimizar os riscos de alagamentos e inundações (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013). Muitas cidades, por exemplo, possuem sistemas de drenagem com baixa suficiência, com disposição inadequada de bocas-de-lobo, subdimensionamento de galerias e, muitas vezes, ausência desses sistemas em bairros e ruas. A falta de sistemas de drenagem proporciona um aumento do escoamento na superfície e conseqüente aumento da probabilidade de alagamentos e inundações. Segundo Souza, Moares e Borja (2013), um SDMAP, em toda sua complexidade, deve ser composto por:

1. sistemas de micro e macrodrenagem;
2. bacias de detenção e retenção;
3. trincheiras, valas e poços de infiltração;
4. pavimentos permeáveis;
5. parques lineares;
6. elementos de controle do fluxo de água na fonte, como lotes permeáveis e microrreservatórios de detenção.

A cobertura da rede de drenagem tem se limitado apenas a utilização da primeira técnica e, em algumas vezes, à utilização da segunda (SOUZA; MORAES; BORJA, 2013). Dessa forma, poucas técnicas com características de infiltração e reservação vêm sendo aplicadas. Pode-se então concluir que em muitas localidades, mesmo havendo uma boa abrangência da rede de drenagem, os sistemas não são eficientes, pois se limitam a abordagem tradicional. Como consequência de grande parte desses problemas, muitos municípios sofrem com as inundações.

2.1.2 Inundações

De acordo com a COBRADE (2012 apud ABDN, 2013), existem três tipos de desastres naturais do tipo hidrológico: enxurradas, inundações e alagamentos. Esses eventos podem ser definidos da seguinte maneira:

- Enxurradas (inundações bruscas): Escoamento superficial de alta velocidade e energia, provocado por chuvas intensas e concentradas, normalmente em pequenas bacias de relevo acidentado. Caracterizada pela elevação súbita das vazões de determinada drenagem e transbordamento brusco da calha fluvial. Apresenta grande poder destrutivo;
- Inundações (enchentes ou inundações graduais): Submersão de áreas fora dos limites normais de um curso de água em zonas que normalmente não se encontram submersas. O transbordamento ocorre de modo gradual, geralmente ocasionado por chuvas prolongadas em áreas de planície.
- Alagamentos: Extrapolação da capacidade de escoamento de sistemas de drenagem urbana e consequente acúmulo de água em ruas, calçadas ou outras infraestruturas urbanas, em decorrência de precipitações intensas.

Neste estudo, o foco são os desastres hidrológicos em escalas maiores e decorrentes de uma escala de tempo de médio a longo prazo, como é o caso das inundações, antes chamadas de enchentes ou inundações graduais. Esses eventos são um dos desastres mais destrutivos que afetam a vida e provocam danos econômicos em todo o mundo (KHOSRAVI et al., 2018; LUU; VON MEDING; KANJANABOOTRA, 2018). Nos últimos anos (1995-2015), foram responsáveis por 47% dos desastres associados ao clima e afetaram cerca de 2,3 bilhões de pessoas no mundo (CRED, 2015). Tais eventos afetam tanto países em desenvolvimento como os já desenvolvidos (HOSSAIN; MENG, 2020).

De acordo com Gontijo (2007), as inundações são definidas como fenômenos temporários relacionados a elevação das águas dos rios. Dessa forma, quando o fluxo de água é superior a capacidade da calha do curso de água, ocorre o transbordamento e a água passa a ocupar a planície de inundação (TUCCI, 1993). Geralmente são ocasionadas por chuvas intensas e prolongadas e a elevação das águas ocorre gradualmente. Pelo fato desse processo

ser gradual, a ocorrência de mortes é mais baixa; entretanto, a quantidade de danos é elevada (ABDN, 2013).

As inundações são mais influenciadas por variáveis climáticas de longo prazo e menos por variações diárias. Desta forma, estão muito mais relacionadas a ocorrência de chuvas longas (LI; LIU; CHEN, 2015) e contínuas do que chuvas intensas e concentradas (ABDN, 2013). Em áreas urbanas, esses eventos são intensificados devido as alterações antrópicas, como a retificação dos cursos de água e a impermeabilização do solo, modificando a velocidade do escoamento das condições naturais. Essas alterações são preocupantes, pois à medida que o solo perde a capacidade de absorção da água, modifica-se a resposta hidrológica da bacia e a vazão do escoamento superficial aumenta.

Tucci (1993) destaca que esse tipo de desastre depende dos atributos físicos e climatológicos das bacias, principalmente a distribuição espaço-temporal da precipitação. Na verdade, a inundação é um produto da combinação de vários fatores, como uso e cobertura do solo, precipitação, planícies com pouca declividade, tipo de solo, topografia (OGATO et al., 2020; HOSSAIN; MENG, 2020; MALIK et al., 2020; WANG et al., 2021; DAS; GUPTA, 2021), condições de umidade do solo (WANDERS et al., 2014), entre outros. Diante disso, por serem fenômenos naturais, as inundações não podem ser reprimidas, porém seus danos podem ser atenuados.

2.1.3 Novo marco do saneamento

Nesse contexto dos déficits em drenagem e dos problemas de inundações, foi promulgada no Brasil a nova lei do saneamento, Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020, que trouxe algumas mudanças para o cenário, como: a obrigatoriedade de que os novos contratos apresentem viabilidade técnica e econômico-financeira, possuam metas de desempenho e de universalização dos serviços; adota o princípio da regionalização dos serviços como necessário ao alcance de recursos geridos pela União; promove alterações substanciais na regulação; põe fim aos contratos de programa, estimulando a iniciativa privada; altera as atribuições da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), entre outros (BRASIL, 2020b).

Dentre essas inovações, sem dúvidas, o debate maior tem sido sobre a necessidade da regionalização dos serviços de saneamento, que tem como objetivo a divisão de cada estado brasileiro em regiões para que a prestação seja organizada, planejada e executada em uma escala geográfica maior. Essa abordagem “visa à geração de ampliação de escalas e à garantia da universalização e da viabilidade técnica e econômico-financeira dos serviços, com uniformização do planejamento, da regulação e da fiscalização” (BRASIL, 2020a). Baseado

nisso, três hipóteses de estruturas de regionalização são pontuadas, cada uma com suas peculiaridades: i. região metropolitana, aglomeração urbana ou microrregião; ii. unidade regional de saneamento básico; e iii. bloco de referência.

Sobre a regionalização dos serviços de saneamento, existem visões otimistas, porém também existem incertezas quanto ao futuro do saneamento no Brasil. Os otimistas acreditam nos seguintes ganhos: tornar a competência de titularidade compartilhada, isto é, a prevalência do interesse comum sobre o local e, assim, as atribuições de organização, planejamento e execução sejam decididos em uma escala maior; a promoção da regionalização do serviço de drenagem é uma medida atrativa para que os municípios deficitários, agrupados com municípios superavitários, tenham condições de avançar em busca da universalização por meio de alguns mecanismos, como o subsídio cruzado, de acordo com Art. 4º-A, § 8º, Lei nº 14.026/20 (BRASIL, 2020b); por último, de acordo com o Art. 2º, do decreto nº 10.588/20, os municípios só conseguirão ter acesso aos financiamentos ou recursos geridos pela União caso integrem alguma forma de prestação regionalizada. Por outro lado, há muita dúvida sobre o funcionamento desse mecanismo. O receio de muitos gestores e estudiosos é referente aos pequenos municípios em meio a formação de blocos inviáveis tecnicamente e financeiramente; a falta de atratividade desses blocos para empresas prestadoras do serviço; questionamentos sobre o compromisso das empresas privadas com um serviço de qualidade e não apenas com foco no lucro; se os municípios pequenos e de baixa renda terão condições de pagar pelos serviços de saneamento, com taxas ou tarifas condizentes com suas realidades; entre outros.

Nesse quesito de “obrigatoriedade” para que os municípios integrem alguma estrutura de prestação regionalizada, os serviços de água e esgoto dominam as iniciativas e há pouquíssimas discussões sobre a regionalização dos serviços de drenagem. Na verdade, o texto do novo marco do saneamento pouco trata sobre drenagem. As metas de universalização priorizam os sistemas de água e esgoto e paradoxalmente negligenciam os sistemas de drenagem. O que se constata até então é que o novo marco do saneamento e as atitudes dos municípios não estão trazendo mudanças para os SDMAP. Esse cenário é preocupante, tendo em vista o aumento dos eventos climáticos e das mudanças de uso e ocupação do solo.

2.2 MUDANÇAS CLIMÁTICAS

2.2.1 Impacto dos eventos climáticos sobre os SDMAP

Muitas pesquisas têm se concentrado na análise dos impactos das mudanças climáticas sobre as chuvas, sistemas de drenagem e inundações (WU et al., 2017; ZHOU; LENG; HUANG, 2018; ZHOU et al., 2019; SUN et al., 2021). Essas alterações no clima exercem

influência sobre o ciclo da água e proporcionam impactos sobre os padrões de chuva, afetando diretamente o escoamento superficial e a frequência e magnitude das inundações (MAHMOUD; GAN, 2018). Em escala global, a relação entre emissão antropogênica de gases de efeito estufa e o clima diário foi explicada por Sippel et al. (2020), inferindo que as mudanças já estão ocorrendo. Como resultado das ações antrópicas, há a comprovação de que o aquecimento global tem levado ao aumento dos eventos extremos de precipitação e ao consequente aumento dos riscos de inundação em todo o mundo (WILLEMS, 2013).

De acordo com o sexto relatório do IPCC (2021), as mudanças climáticas induzidas pelas ações humanas se intensificaram desde o Quinto Relatório de Avaliação (AR5), sendo evidenciada a partir das mudanças observadas em eventos extremos, ondas de calor, fortes precipitações, secas e ciclones tropicais. Para o futuro, prevê-se que o aquecimento global intensifique ainda mais o ciclo da água, alterando sua variabilidade e aumentando a gravidade de eventos úmidos e secos.

Os sistemas de drenagem em muitas cidades estão enfrentando desafios devido ao aumento do volume de escoamento, o que ocasiona sérios riscos de colapso das infraestruturas, danos as propriedades e possibilidade de mortes. Muitos sistemas de drenagem ainda estão conectados a abordagem tradicional e não se utilizam de medidas sustentáveis. Desta forma, os atuais SDMAP estão cada vez mais susceptíveis a inundação devido às mudanças climáticas (YAZDANFAR; SHARMA, 2015).

O impacto das mudanças climáticas sobre os eventos extremos de precipitação vem sendo alvo de estudos sob condições históricas e futuras (MALLAKPOUR, I.; VILLARINI, G, 2017; THANVISITTHPON; SHRESTHA; PAL, 2018). O mapeamento das possíveis mudanças nos padrões de clima é essencial para o planejamento de estratégias de adaptação e mitigação, principalmente em áreas ambientalmente críticas, em que pequenas mudanças podem gerar transformações significativas no setor de serviços envolvendo a água (HAMED et al., 2022). Uma abordagem comum para avaliação dessas alterações é a partir do uso de modelos climáticos globais.

2.2.2 Modelos climáticos globais (GCMs)

Os Modelos Gerais de Circulação (GCMs; também conhecidos como Modelos Climáticos Globais), são ferramentas que podem prever as condições climáticas. De acordo com o HAUSFATHER (2019), são modelos matemáticos capazes de simular os processos físicos, químicos e biológicos da atmosfera, terra e oceano como resposta do clima global em decorrência de diferentes cenários de emissões de gases de efeito estufa (HARTMANN, 2016).

Esses GCMs estão disponíveis publicamente como parte do Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP) do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC).

De acordo com Eyring et al. (2016), os GCMs vêm melhorando rigorosamente desde a primeira geração (CMIP1), até a mais nova versão (CMIP6). Essa última geração evoluiu para atender as demandas de pesquisadores, melhorando os déficits do CMIP5 (EYRING et al., 2016). Em decorrência disso, espera-se que os novos modelos minimizem possíveis vieses dos seus antecessores (SONG et al., 2021).

A sexta fase do CMIP (CMIP6) desenvolveu um novo conjunto de cenários de emissões denominados de Caminhos Socioeconômicos Compartilhados (SSPs, do inglês: *Shared Socioeconomic Pathways*), que diferentes dos cenários antigos do quinto relatório do IPCC (AR5), as Vias de Concentração Representativa (RCPs, do inglês: *Representative Concentration Pathway*), são impulsionados por narrativas socioeconômicas da sociedade global, como demografia, educação, urbanização e taxa de desenvolvimento tecnológico (HAUSFATHER, 2019).

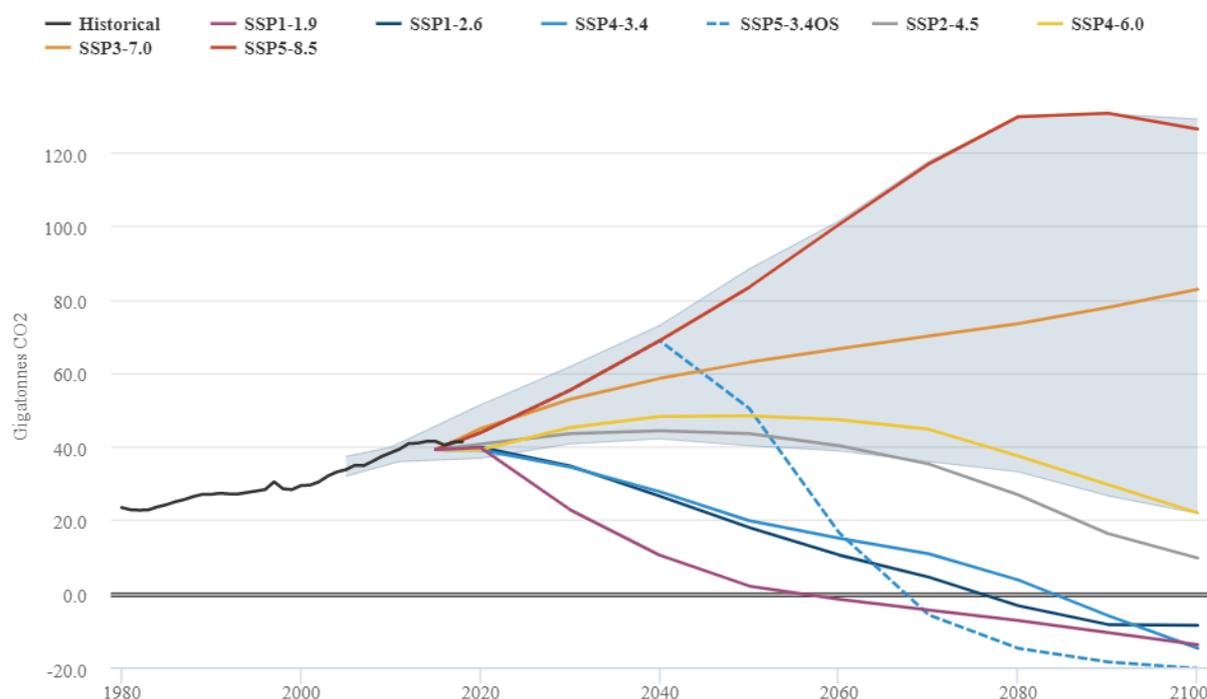
Agora, os cenários RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0 e RCP8.5 possuem novas versões no CMIP6, sendo chamados de SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP4-6.0 e SSP5-8.5. Todos projetam níveis de forçantes radiativas até 2100 (MONDAL et al., 2021). Um grande avanço apresentado nos cenários do CMIP6 foi a melhor exploração dos prováveis resultados da linha de base “sem política climática” (HAUSFATHER, 2019), com a inclusão dos novos cenários SSP1-1.9, SSP4-3.4, SSP5-3.4OS e SSP3-7.0. O gráfico da Figura 4, apresenta as projeções desse conjunto de cenários.

O novo conjunto de cenários analisa cinco maneiras que a sociedade pode evoluir sem políticas ambientais. SSP1 (sustentabilidade) e SSP5 (desenvolvimento movido a fóssil) possuem tendências otimistas de desenvolvimento econômico com investimentos em saúde e educação. A diferença entre eles é a causa impulsionadora desse crescimento. Enquanto no SSP5 a motivação é baseada em combustível fóssil e uso intensivo de energia e recursos, no SSP1 há um direcionamento em busca de práticas mais sustentáveis. SSP3 (rivalidade Regional) e SSP4 (desigualdade) são caminhos mais pessimistas quanto ao desenvolvimento econômico e social, com crescentes desigualdades e poucos investimentos em saúde e educação nos países mais pobres. O caminho SSP2 (meio do caminho) refere-se a uma tendência denominada “no meio do caminho”, pois projeta que os padrões históricos da sociedade perdurarão (RIAHY et al., 2017; O’NEILL et al., 2017).

Os GCMs possuem resoluções globais e isso dificulta sua utilização em estudos de impactos climáticos em escalas menores, pois não possuem os detalhes exigidos a nível regional

ou local (CHEN et al., 2021; SIABI et al., 2021). Outra limitação dos modelos climáticos de grande escala são os erros sistemáticos (vieses); que são erros decorrentes da resolução espacial limitada (grande espaçamento de grade), processos termodinâmicos simplificados e física ou compreensão incompleta do sistema climático global. Para superar esses problemas, muitos estudos que avaliam os impactos em escalas locais realizam o *downscaling* (redução de escala) e a correção de viés.

Figura 4 - Emissões históricas e projeções futuras de emissões de CO₂ para os caminhos SSPs



Fonte: Hausfather (2019).

Diante disso, uma base de dados de GCMs muito útil para pesquisadores científicos é o WorldClim - Global Climate Data. O portal disponibiliza nove modelos climáticos globais com *downscaling* e correção de viés. Na base mais recente, o WordClim v2.1 utiliza um cenário climático de referência (*baseline*), e disponibiliza os modelos climáticos globais: BCC-CSM2-MR, CNRM-CM6-1, CNRM-ESM2-1, CanESM5, GFDL-ESM4, IPSL-CM6A-LR, MIROC-ES2L, MIROC6 e MRI-ESM2-0 para os caminhos SSP126, SSP 245, SSP 370 e SSP585. Dados mensais de temperatura mínima, temperatura máxima, precipitação e variáveis bioclimáticas são disponibilizados como valores médios em períodos de 20 anos (2021-2040, 2041-2060, 2061-2080, 2081-2100) para as resoluções de 10 minutos, 5 minutos e 2,5 minutos (sistema angular de longitudes e latitudes).

2.3 MUDANÇAS DE USO E COBERTURA DO SOLO (LULCC)

2.3.1 Impactos do uso do solo sobre os SDMAP

O uso do solo impacta de maneira expressiva a ocorrência de inundações. Muitos autores pontuam as mudanças de uso do solo como umas das principais causas das inundações (PABI; EGYIR; ATTUA, 2021; PAL et al., 2022; GABRIELS; WILLEM; VAN ORSHOVEN, 2022). Devido as mudanças de uso do solo, características de escoamento, percolação, recarga de águas subterrâneas, produção de sedimentos e evapotranspiração são modificadas (GETACHEW; MANJUNATHA; BHAT, 2021). Estudos indicam que as ações humanas em larga escala no desmatamento, aumento dos sedimentos nos rios, urbanização desordenada e invasão de assentamentos nas margens dos rios estão proporcionando o aumento da ocorrência de inundações (BAND et al., 2020). A urbanização, sem dúvidas, é uma das características mais marcantes da ação antropogênica (CHEN et al., 2021). A alteração do albedo, principalmente no meio urbano, altera a refletividade da superfície natural e provoca o efeito de ilha de calor, contribuindo para o aumento da temperatura (MORINI et al., 2018) e consequente aumento de eventos extremos.

O processo de impermeabilização do solo altera a resposta hidrológica da bacia e aumenta o pico de vazões. Em decorrência disso, o escoamento gerado é superior a capacidade dos canais fluviais. No meio urbano, o processo de retificação dos rios é uma ação de grande interferência a nível de bacia hidrográfica. A abordagem tradicional de drenagem aliada com práticas inadequadas de uso e ocupação do solo podem gerar danos severos a população local durante eventos de inundações. Ainda que se projete sistemas de drenagem baseados na vazão máxima, as práticas constantes de alterações de uso do solo podem tornar esses sistemas obsoletos, pois existem mudanças significativas na capacidade de absorção dos solos. Dentre os fatores que influenciam na ocorrência de inundações, as mudanças de uso do solo possivelmente sejam as mais controláveis e ou passíveis de regulação. Daí a importância de que gestores e formuladores de políticas estejam atentos a essas modificações. É importante a integração entre as políticas de drenagem e uso do solo, pois principalmente no meio urbano, é impossível dissociá-las.

Quanto as preocupações com as mudanças de uso do solo, surgiu em 2015, o Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil (MapBiomias). Essa iniciativa conta com a colaboração de especialistas em biomas, GIS (Sistemas de Informação Geográfica), sensoriamento remoto e ciência da computação (SOUZA et al., 2020). O projeto baseia-se no processamento digital de imagens Landsat de 1985 a 2020 (Coleção 6), disponíveis no *Google*

Earth Engine (GEE), que através do aprendizado de máquinas promove a classificação LULCC anual com resolução de 30m para o território brasileiro. Os mapas gerados possuem alta confiabilidade e estão disponibilizados de forma gratuita e acessível (SOUZA et al., 2020).

Desde a primeira coleção, lançada em 2016, o MapBiomas vem crescendo e alcançando novos usuários (BRITO, 2021). Seu uso é frequente em muitas pesquisas (DE SOUSA et al., 2021; RUFINO et al., 2021; DA SILVA CRUZ; BLANCO; DE OLIVEIRA JÚNIOR, 2022). Além disso, órgãos governamentais e não-governamentais brasileiros passaram a utilizar os produtos do MapBiomas como auxílio no monitoramento ambiental na conservação dos recursos naturais e em políticas públicas (ROSA; SHIMBO; AZEVEDO, 2019). Os mapas de uso do solo são de grande relevância para o planejamento do uso do solo.

Diante disso, investigar os padrões futuros de mudanças de uso do solo é um experimento de grande importância para compreensão dos principais impactos sobre as alterações ao longo dos anos (GOUNARIDIS et al., 2019).

2.3.2 Modelagem dinâmica do uso do solo

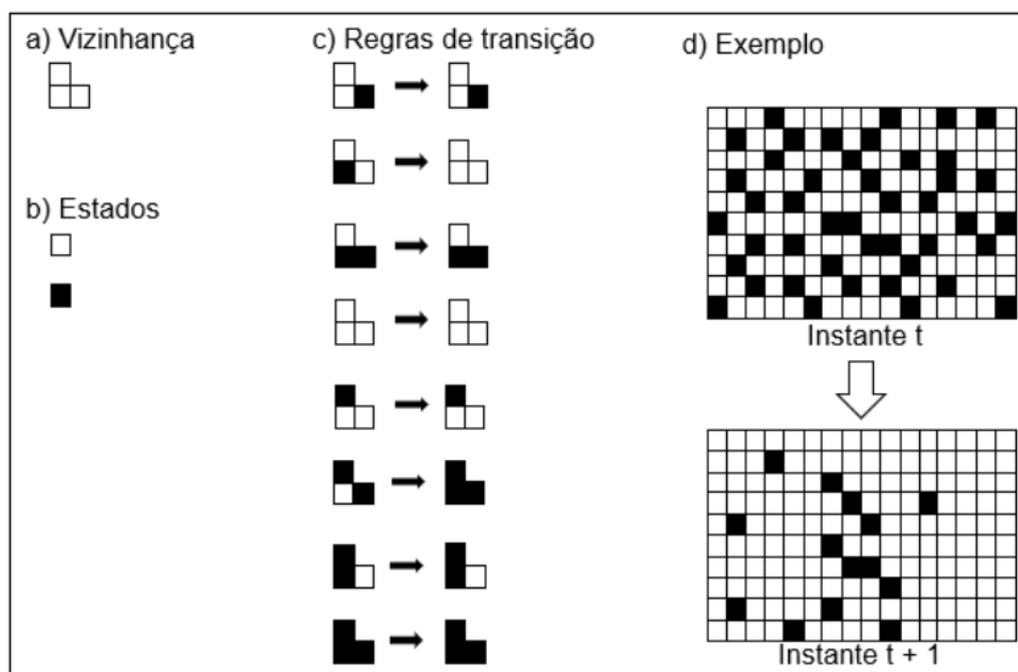
Para avançar no entendimento acerca dos processos naturais e antropogênicos sobre as mudanças de uso do solo, muitos estudos e pesquisadores focaram no desenvolvimento de modelos de simulação dinâmica, com o intuito de projetar a evolução do uso do solo e suas principais implicações ecológicas (SOARES-FILHO; CERQUEIRA; PENNACHIN, 2002; STÉPHENNE; LAMBIN, 2001; VERBURG; OVERMARS, 2007). A modelagem dinâmica LULCC tem atraído bastante atenção em todo o mundo (INOUYE et al., 2015). De acordo com Soares Filho et al. (2006), esses modelos preditivos simulam mudanças de atributos ambientais, levando em consideração mecanismos causais e o dinamismo dos sistemas ecológicos. Como trata Alnsour (2016), eles possuem a capacidade de identificar e antepor-se ao desenvolvimento dos ambientes humanos, ao possibilitar aos tomadores de decisão e planejadores, apoio na proteção dos ecossistemas.

Um dos métodos utilizados para modelagem dinâmica de uso e cobertura do solo é a baseada em autômatos celulares (CA, do inglês: *cellular automata*) (SOARES; CERQUEIRA; PENNACHIN, 2002; VAN VLIET et al., 2012; VERBURG; OVERMARS, 2007). Os CA são sistemas dinâmicos onde o espaço é composto em células espaciais regulares e o tempo é vivido em etapas (SANCHEZ et al., 2014). Sua abordagem iniciou-se com Von Neuman e Burks (1966), através de um modelo temporal mais simples, capaz de apresentar comportamentos complexos. Conway (1970) popularizou o modelo com a apresentação do Jogo da Vida (*Game of Life*), demonstrando que regras simples, quando aplicadas de forma repetitivas em estados

aleatórios, produzem um produto similar ao mundo real. Nesse jogo, o espaço é definido como uma grade de células que podem ser vivas ou mortas, e a cada iteração, dependendo do estado inicial de cada célula e de sua vizinhança (quatro células adjacentes), novas células morrem ou nascem. Seguindo essa lógica, nos CA são aplicadas regras de transição. Tais regras determinam os motivos e quando houve a mudança, e se foi por variáveis quantitativas ou qualitativas (ALMEIDA et al., 2008).

Os autômatos são compostos por quatro elementos, são eles: células, estados, vizinhança e regras de transição (BATTY; COUCLELIS; EICHEN, 1997). Um exemplo de como funciona o mecanismo de regras de transição é apresentada por Câmara (1996), conforme mostra a Figura 5. Neste exemplo, a célula possui dois estados possíveis (preto e branco) e a vizinhança é composta por duas células contíguas. O estado da célula no instante $t+1$ é semelhante ao da sua vizinhança no instante t , se as células vizinhas possuírem estado iguais; senão, não há alteração no estado da célula analisada. Dessa forma, constata-se que nos CA as regras são estritamente locais (OLIVEIRA, 2019).

Figura 5 - Exemplo de regra de transição de autômato celular



Fonte: Câmara (1996).

É interessante apresentar uma analogia entre o modelo de Câmara (1996) e a modelagem LULCC. Na modelagem, cada classe de uso do solo é representada por um conjunto de pixels, isto é, uma grade de células. Cada pixel possui um estado inicial e é influenciado

pelos pixels vizinhos. Um exemplo possível é: um pixel referente ao tipo de uso do solo exposto, quando envolto por pixels de área urbana, no instante $t+1$ ele se transforma também em área urbana. Desta forma, ao longo das simulações (iterações) e das regras de transição estabelecidas, é possível observar as mudanças entre classes de uso do solo ao longo dos anos, por exemplo. As regras de transição estão associadas com variáveis que expliquem os padrões da paisagem. Padrões esses decorrentes de processos em escalas espaciais e temporais (RUFINO; GALVÃO; CUNHA, 2019).

Uma ferramenta bastante utilizada para modelagem LULCC é o software Dinamica Ego (RODRIGUES; SOARES FILHO; COSTA, 2007; RODRIGUES; COSTA, 2009; SOARES-INOUE et al., 2015; OLIVEIRA, 2019; GONZÁLEZ-GONZÁLEZ et al., 2021; DA SILVA CRUZ; BLANCO; DE OLIVEIRA JÚNIOR, 2022). “EGO é uma sigla para Environment for Geoprocessing Objects – Ambiente para Objetos Geoprocessáveis” (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009). Trata-se de um software gratuito desenvolvido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais, escrito em C++ e Java, e capaz de modelar baseado em autômatos celulares. O programa implementa algoritmos empíricos de alocação de uso do solo, denominado *functores*, e se utiliza da teoria de grafos para montar sua interface gráfica. Esses *functores*, chamados de *pachter* e *expander*, oferecem a possibilidade de simulações espaciais, incluindo funções de transição, e métodos de calibração e validação (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009). Enquanto o *pachter* destina-se a geração de novas manchas, a função *expander* é responsável pela manutenção das manchas já existentes, através do processo de expansão e contração (SOARES-FILHO; CERQUEIRA; PENNACHIN, 2002).

2.4 SEGURANÇA HÍDRICA E SDMAP

De acordo com a UN Water (2013), segurança hídrica é definida como:

A capacidade de uma população de salvaguardar o acesso sustentável a quantidades adequadas de água de qualidade aceitável para sustentar a subsistência, o bem-estar humano e o desenvolvimento socioeconômico, para garantir a proteção contra a poluição causada pela água e desastres relacionados à água, e para preservar ecossistemas em um clima de paz e estabilidade política.

Apesar dessa descrição, os desastres relacionados a água, especificamente a inundações, são pouco mencionados quando se trata de segurança hídrica. Gerlak et al. (2018), ao realizarem uma pesquisa local entre 2010 e 2015, descobriram que o campo de segurança hídrica é dominado por assuntos referentes a escassez de água. Uma explicação para isso é que

inundações possuem seu próprio campo de pesquisas na área de engenharia, então os estudiosos não veem a necessidade de incluir a palavra-chave segurança hídrica em suas pesquisas (OCTAVIANTI, 2020). Contudo, é necessário desmitificar essa ideia de que a segurança hídrica se preocupa apenas com a falta de água. Um exemplo de pouca atenção para com os eventos de inundação é o Plano Nacional de Segurança Hídrica (ANA, 2019). O seu principal produto, o Índice de Segurança Hídrica, ainda que possua uma dimensão específica para desastres e resiliência, é composto por indicadores voltados unicamente para a falta de água. Diante disso, as inundações precisam ganhar mais ênfase e devem ser incluídas nas ações sobre segurança hídrica (OCTAVIANTI, 2020). Uma forma de enquadrar os eventos de inundações de forma mais nítida dentro dos planos de segurança hídrica é apresentando como os seus riscos são severos e se relacionam com outros setores da água dentro do espaço urbano.

De acordo com Octavianti (2020), a inundação ocasiona a interrupção dos serviços de água e esgoto. Durante o evento, os serviços de abastecimento de água são geralmente interrompidos devido as variações de pressão na rede de água. Então, é comum presenciar falta de água em meio a eventos de inundação (LINN, 2015). As fontes subterrâneas de água também são afetadas negativamente pelas inundações através da contaminação de suas águas, mesmo após alguns dias do evento (OCTAVIANTI, 2020). Essa contaminação é em decorrência do contato das águas inundadas com o esgoto, pois esses sistemas não possuem a capacidade de receber o fluxo de água gerado. Com as águas contaminadas, a probabilidade de contaminação de mananciais, cursos de água próximos e terras para pastagem de gado e produção de alimentos é alta (SINISI; AERTGEERTS, 2011). Além disso, as inundações podem influenciar na produtividade econômica devido a interdição de rodovias e estradas. Para os ecossistemas, pode causar erosão e perda de habitat (THIBAUT; BROWN, 2008).

As inundações se enquadram no conceito de segurança hídrica, assim como escassez hídrica no abastecimento, pois surgem dos múltiplos perigos relacionados com a água. Enquanto o primeiro preocupa-se em proteger as pessoas da quantidade excessiva de água em determinado espaço físico, o outro se propõe a garantir água com quantidade e qualidade para os indivíduos. As duas vertentes possuem algo em comum, o medo de um futuro incerto. Considerando que a insegurança gera demanda por segurança hídrica, o medo é o sentimento responsável pelas políticas de segurança hídrica (OCTAVIANTI, 2020). Baseado nisso, Octavianti (2020) questiona o porquê das sociedades se munirem de securitização para algumas ameaças, mas para outras não. Com relação às inundações, é em decorrência desses eventos não serem tão frequentes quanto a falta de água e muitas vezes serem amparados por obras estruturais robustas. Sendo assim, a população acaba não enxergando a possibilidade de que

esses eventos ocorram, nem muito menos os danos que podem ser causados. Essas ações estruturais são projetadas com base em eventos de alta frequência e baixa gravidade, sendo assim, em casos de eventos de baixa frequência e alta gravidade, os sistemas podem falhar (KRON, 2005). Partindo dessa falsa sensação de segurança, muitas comunidades se instauram próximas as zonas propensas a inundações, esquecendo a vulnerabilidade, e oscilando entre a ignorância e a alta consciência (OCTAVIANTI, 2020). A ausência de uma ação mais efetiva do poder público nestes casos, como promotor e agente da segurança também agrava ainda mais a situação, aumentando a vulnerabilidade destas populações.

Cientes da tendência de agravamento do problema das inundações para o futuro, é necessário que mais estudos foquem na identificação das áreas mais propensas a inundações (SILVA et al., 2020; MALIK et al., 2020; EL-ZEIN; AHMED; TONMOY, 2021), sabendo que a redução da vulnerabilidade é uma das prioridades para o alcance da segurança hídrica.

2.5 RISCOS DE INUNDAÇÃO

De acordo com o IPCC (2012), trabalhar com riscos é lidar com a probabilidade de que certos eventos ocorram. Esses riscos, quando associados a impactos relacionados ao clima nos ecossistemas sociais, são um produto de perigo, vulnerabilidade e exposição (KRON, 2005; IPCC, 2012; IPCC, 2014). O perigo está relacionado com a ocorrência potencial (ameaça) de um evento físico, seja natural ou induzidos por ações humanas, capaz de causar danos e perdas a população, propriedades, infraestruturas, prestação de serviços e recursos ambientais. A exposição refere-se presença de pessoas, meios de subsistência, infraestrutura, serviços e recursos ambientais em locais que podem sofrer com determinado evento físico futuro, causando danos e perdas. Já a vulnerabilidade está associada com o ambiente e como ele pode influenciar na ocorrência do evento. Refere-se as características do local e sua propensão ou predisposição a ser afetado (IPCC, 2012).

Tratando sobre os riscos de inundação, esses só se configuram como um perigo, quando as atividades econômicas e sociais ocorrem em áreas sujeitas aos eventos. As mudanças no perigo são causadas por fatores naturais e humanos, enquanto alterações na exposição e vulnerabilidade são devido a fatores antropogênicos, ou seja, as variações de pessoas e ativos em áreas com riscos de inundação (ARNELL; GOSLING, 2016). Como resultado das alterações demográficas e do aumento das perdas de colheitas e produtividade, o impacto socioeconômico das inundações aumentou muito (BRAMMER, 2016).

Sendo assim, a avaliação de risco de inundação é fundamental para compreender a exposição, a vulnerabilidade socioeconômica e a capacidade das pessoas em resposta a esses

eventos. O principal objetivo da avaliação de riscos de inundação é a busca por medidas de mitigação e redução de futuras ameaças de inundação (MONDAL; MURAYAMA; NISHIKIZAWA, 2020). Muitos trabalhos na literatura têm focado na avaliação dos riscos de inundação (CHAPI et al., 2017; COSTACHE; BUI, 2020; HOSSAIN; MENG, 2020; OGATO et al., 2020; ZHANG et al., 2020; CHEN, X. et al., 2021). Em geral, existem quatro tipos de abordagens utilizadas para a avaliação de risco de inundação: o método de estatísticas históricas de desastres (HALGAMUGE; NIRMALATHAS, 2017), método de sistema de índice (Christie et al., 2018), análise de simulação de cenário (Alfieri et al., 2015) e abordagens baseadas em GIS (Gigović et al., 2017). Essas formas de avaliação de risco são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 - Formas de avaliação do risco de inundação

Método	Definição	Vantagens	Desvantagens
Método de estatísticas históricas de desastres	Análise estatística de dados históricos de desastres de inundações para cálculo da intensidade e frequência dos eventos (VAN STEENBERGEN; RONSYN; WILLEMS, 2012).	Possibilita a avaliação de séries temporais longas devido a compilação de muitos bancos de dados de desastres	Exige grandes quantidades de dados históricos, podendo haver diferenças entre os períodos de registos desses dados; as estatísticas são geralmente baseadas a nível de cidade e a variabilidade espacial não é refletida com precisão.
Método do sistema de índice	Construção de um sistema de índices (vários indicadores) de avaliação de risco usando modelos matemáticos (CAO, 2014 apud ZHANG et al., 2020).	Pode abranger diversos indicadores de risco de inundação e cada um desses pode ser analisado com precisão.	Os indicadores podem variar de acordo com as características da região. Necessita de um sistema de indicadores universal.
Análise de simulação de cenário	Trabalha com suposições e diferentes cenários para prever situações que podem ocorrer no futuro (HAO, 2014 apud ZHANG et al., 2020).	Fornecer simulações de risco de inundação em diferentes cenários, determinando os fatores mais críticos (GANGRADE et al., 2019).	A simulação é afetada por ferramentas e dados analíticos e é um pouco diferente da demanda real (CAL et al., 2019).
Abordagem baseada em GIS	Utiliza as funções de análise espacial da geoinformática e geoestatística para gerenciar e abranger vários dados (ZHOU et al., 2009).	Lida com grande quantidade de dados espaciais; permite a visualização e análise dos resultados em áreas de grande escala; investigação rápida.	Na maioria dos casos, demanda métodos complementares.

Fonte: Zhang et al. (2020).

Uma possibilidade muito útil para lidar com os riscos de inundação é a integração entre o sistema de índice com a metodologia baseada em GIS. Enquanto um possibilita considerar todos os aspectos dos riscos, o outro permite a análise de dados espaciais em grande escala (ZHANG et al., 2020). Diante disso, algumas evidências podem comprovar tal escolha. O primeiro ponto é a questão espacial: as inundações quando ocorrem, se estendem por uma

extensa área. Nesse sentido, a aplicação de técnicas de GIS e sensoriamento remoto para auxiliar na proposição de medidas e estratégias possui uma grande contribuição. Para corroborar, Galperin e Wilkinson (2015) comentam que o planejamento espacial desempenha um papel de grande importância na gestão de desastres, principalmente na mitigação a longo prazo. O segundo ponto é a possibilidade de lidar com diversos tipos de fatores influentes sobre o risco de inundação através da construção de um sistema de índice que considere todas as categorias componentes do risco (Figura 6).

Figura 6 - Riscos de inundação como produto de perigo, exposição e vulnerabilidade



Fonte: Adaptado de Zhang et al. (2020).

2.6 ABORDAGEM GIS-MCA

Problemas de decisão espacial geralmente abrangem um grande número de alternativas e critérios de avaliação diversos, conflitantes e incomensuráveis. Essas alternativas são normalmente avaliadas por indivíduos caracterizados por preferências únicas em relação a importância dos critérios envolvidos na análise. Desta forma, muitos problemas de decisão espacial dão origem a análise multicritério baseado em GIS (MALCZEWSKI, 2006). Nos últimas trinta anos, a abordagem GIS-MCA tornou-se parte significativa da GIScience (MALCZEWSKI; RINNER, 2015) e a quantidade de publicações vem aumentando de forma exponencial (MALCZEWSKI; JANKOWSKI, 2020). A tendência é que o número de publicações aumente para o futuro, impulsionada pela diversidade de aplicações da abordagem GIS-MCA (GONZALEZ; ENRÍQUEZ-DE-SALAMANCA, 2018; ESMAIL; GENELETTI,

2018; FERRETTI; MONTIBELLER, 2019) e a disponibilidade de informações e dados geográficos (SEE et al., 2016; WANG; GOODCHILD, 2018).

Embora exista uma variedade de abordagens disponíveis para lidar com problemas com análise multicritério (MALCZEWSKI; RINNER, 2015), duas categorias de MCA têm sido combinadas ao GIS: métodos de função de valor, como combinação linear ponderada e AHP, e métodos de relação de superação, como ELECTRE - *ELimination Et Choix TRaduisant la REalité* (CHAKHAR; MOUSSEAU, 2008) e PROMETHEE - *PReference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations* (ESMAELIAN et al., 2015). Enquanto o primeiro tipo requer uma função de valor e atribui peso para cada critério de avaliação, resultando num valor global para cada alternativa; o segundo baseia-se na construção de relações de superação através de comparações pareadas entre os critérios (MALCZEWSKI; JANKOWSKI, 2020).

Os pesos dos critérios são geralmente estimados por perspectivas orientadas por conhecimento, dependendo da experiência e julgamentos de valor dos agentes decisórios (VERONESI et al., 2017). Uma desvantagem desse tipo de abordagem é a dificuldade que os decisores possuem em elucidar suas preferências em alguns casos e, acabam fornecendo julgamentos inconsistentes. Outra forma de ponderação é a abordagem orientada por dados (*data-driven*), como entropia, desvio padrão e correlação (WANG; LUO, 2010), que tem sido pouco usada para determinação dos parâmetros dos modelos GIS-MCA (VERONESI et al., 2017), contudo, Malczewski e Jankowski (2020) sugerem que essa metodologia fornece uma estrutura valiosa para avanço da abordagem GIS-MCA.

A abordagem GIS-MCA é frequentemente aplicada em estudos de inundação. Ogato et al. (2020) analisaram os riscos de inundação na bacia hidrográfica da cidade de Ambo (Peru) a partir do método da combinação linear ponderada e perceberam que a maior parte da bacia é caracterizada com alto e muito alto nível de risco (60,58%). Sendo então necessária uma abordagem integrada da gestão de inundações. Chen et al. (2021) investigaram os impactos da urbanização e das mudanças climáticas sob caminhos socioeconômicos compartilhados nos riscos de inundação no Delta do Rio das Pérolas. Como resultados, observou-se que as áreas de alto risco de inundação são projetadas principalmente no meio urbano, onde os terrenos são inadequados e existe um alto nível de densidade populacional. Projeta-se que as áreas de maior risco de inundação aumentem em 8,72% e 19,80% nos cenários RCP4.5 e RCP8.5, respectivamente.

Zhang et al. (2020) desenvolveram um modelo multi-índice espacial baseado em GIS para avaliar o risco de inundação na Bacia do Rio Yangtze (YRB) e descobriram que houve um

decréscimo nos riscos de inundação de 24,90% para 15,95% entre 1998 e 2008 e um aumento de 15,95% para 17,61% entre 2008 e 2016. Malik et al. (2020) promoveram a avaliação de suscetibilidade de inundação para o Rio Dwarkeswar, (Índia), utilizando catorze parâmetros de condicionamento do risco, e compararam diferentes formas de métodos MCA combinadas com GIS. Constataram que o método estatístico de regressão logística, baseado na objetividade, foi o mais preciso na avaliação das áreas mais susceptíveis a inundações.

De forma sintética, a abordagem GIS-MCA consiste na construção de um sistema de fatores influentes sobre o evento, na atribuição de importância e funções de valor a esses fatores e, na geração de um mapa global de riscos (SURIYA; MUDGAL, 2012). Esses mapas por se configurarem em diagnósticos espaciais são peças de grande valia no auxílio a gestores e na construção de estratégias de mitigação, e por conseguinte aumentar a segurança hídrica em relação as inundações. Além disso, a aplicação de métodos multicritérios tem se mostrado uma ferramenta útil para identificar as áreas mais sujeitas a inundações (QI et al., 2020). Sabendo que o perigo da inundação é um fenômeno espacial, quando se integra a aplicação de GIS e sensoriamento remoto alinhada ao uso da análise multicritério (MCA), torna-se possível trabalhar com diversos dados espaciais em um alto nível de processamento. A abordagem GIS-MCA permite utilizar os recursos do GIS na gestão de dados geoespaciais e a flexibilidade do MCA para combinar diversos critérios (SEEJATA et al., 2018).

O interessante é que essas duas áreas distintas, GIS e MCA, se complementam durante as etapas de análise (JELOKHANI-NIARAKI; MALCZEWSKI, 2015; MALCZEWSKI; RINNER, 2015). Enquanto o GIS oferece o suporte de armazenamento, manipulação, análise e visualização dos dados georreferenciados, o MCA fornece um conjunto de procedimentos e algoritmos para o problema de avaliação ambiental e tomada de decisão, possibilitando projetar, avaliar e priorizar planos alternativos (JELOKHANI-NIARAKI; SADEGHI-NIARAKI; CHOI, 2018).

CAPÍTULO III

3 ÁREA DE ESTUDO

3.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTADO DA PARAÍBA

A área de estudo da pesquisa compreende o estado da Paraíba (Figura 7) que possui uma área de 56.467,242 km² e constitui a vigésima terceira (23^o) força do país sob a ótica do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) (IBGE, 2010). O estado está localizado entre as latitudes 5,875° S e 8,375° S e as longitudes 38,875° O e 34,625° O e é uma das 27 unidades federativas do Brasil e um dos nove estados que compõem a região Nordeste do Brasil. A Paraíba faz fronteira com o estado do Rio Grande do Norte (ao norte), Oceano Atlântico (ao leste), Pernambuco (ao sul) e o estado do Ceará (ao oeste). É composto por 223 municípios e está dividido em regiões geográficas intermediárias, a saber, Sousa - Cajazeiras, Patos, Campina Grande e João Pessoa. Essa divisão ainda subdivide-se em regiões geográficas imediatas, a saber, Mamanguape - Rio Tinto, João pessoa, Guarabira, Campina Grande, Itabaiana, Cuité - Nova Floresta, Sumé, Monteiro, Patos, Pombal, Princesa Isabel, Itaporanga, Cajazeiras, Sousa e Catolé do Rocha - São Bento (IBGE, 2017). Além disso, a Paraíba é composta por 11 bacias hidrográficas, como apresentado na Figura 7.

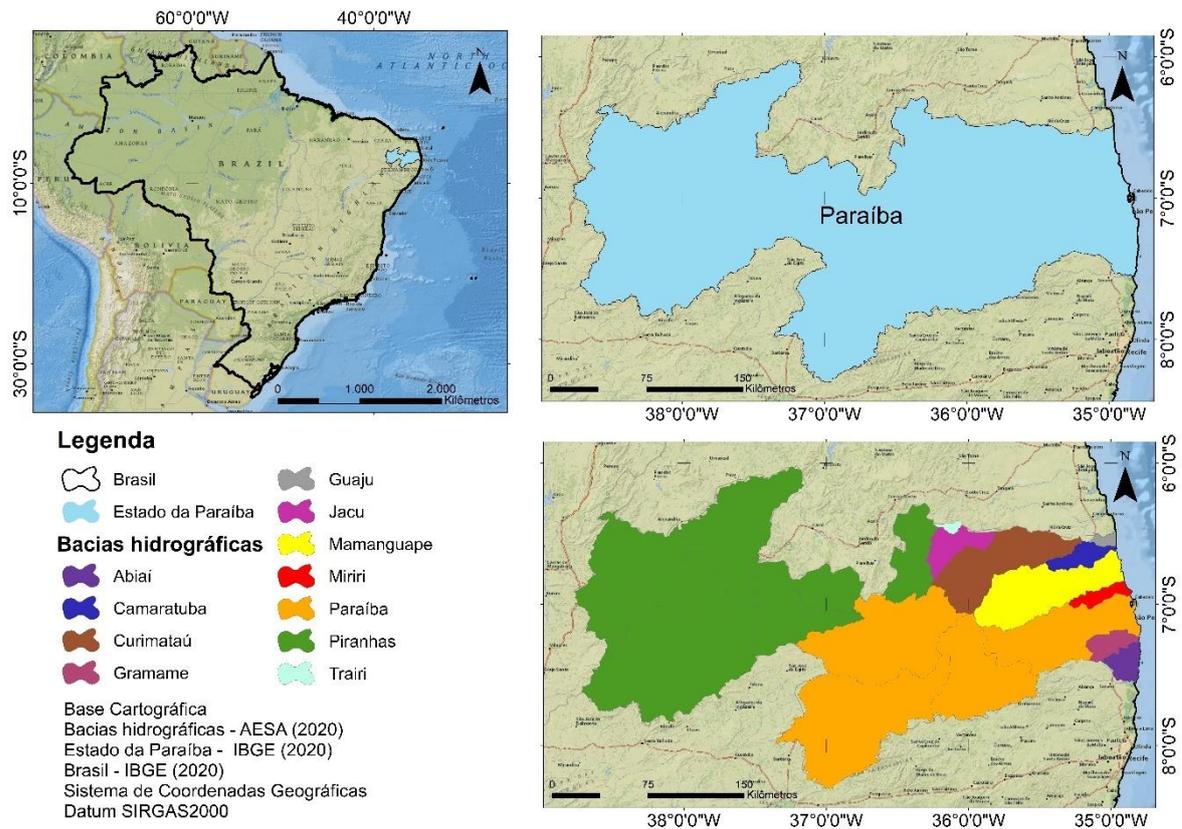
Quanto a demografia, as estimativas do IBGE (2020) apontam uma população estimada em 4.059.905 habitantes (IBGE, 2021), sendo o quinto estado em população na região nordeste. A maioria dos seus habitantes residem nos centros urbanos, considerando que no último censo a porcentagem de pessoas correspondia a 75,3% (IBGE, 2010). As cidades mais populosas são João Pessoa (capital) e Campina Grande. O estado que antes apresentava uma densidade demográfica de 66,7% (IBGE, 2010) passou para 71,53% em 2020.

O relevo do estado varia de baixadas a depressões no sentido leste – oeste e a vegetação varia com o relevo. Há uma tendência de mudanças de cobertura vegetal do tipo planaltos costeiros com arbustos e gramíneas abundantes da parte mais litorânea para a vegetação do tipo caatinga, composta por espécies arbóreas como baraúna e arbustos, no sentido oeste. O estado é caracterizado por uma variabilidade sazonal bem definida, com períodos secos e chuvosos. Quanto ao clima, a parte costeira do estado é caracterizada pelo tipo tropical úmido com maiores incidências de chuvas; por outro lado, em direção a oeste as regiões são caracterizadas por chuvas escassas e irregulares, que às vezes podem ser inferior a 500 mm por ano, é o chamado semiárido (SANTOS et al., 2019).

A Paraíba possui um PIB de 67.986 milhões de reais (IBGE, 2019) e sua economia é caracterizada pelos setores primário, secundário e terciário. O setor terciário compõe parte

marjoritária do que é produzido, sobressaindo comércio e serviços. Nesse setor, o domínio é da prática do comércio, principalmente em pequenas cidades, e do turismo. O litoral paraibano recebe muitos turistas ao longo do ano. O setor primário subdivide-se em pecuária, agricultura e extrativismo. Destaca-se a cana-de-açúcar como a principal atividade primária. A indústria paraibana, setor secundário, é composta principalmente pelos setores têxteis e calçadistas.

Figura 7 - Localização do estado da Paraíba e de suas bacias hidrográficas



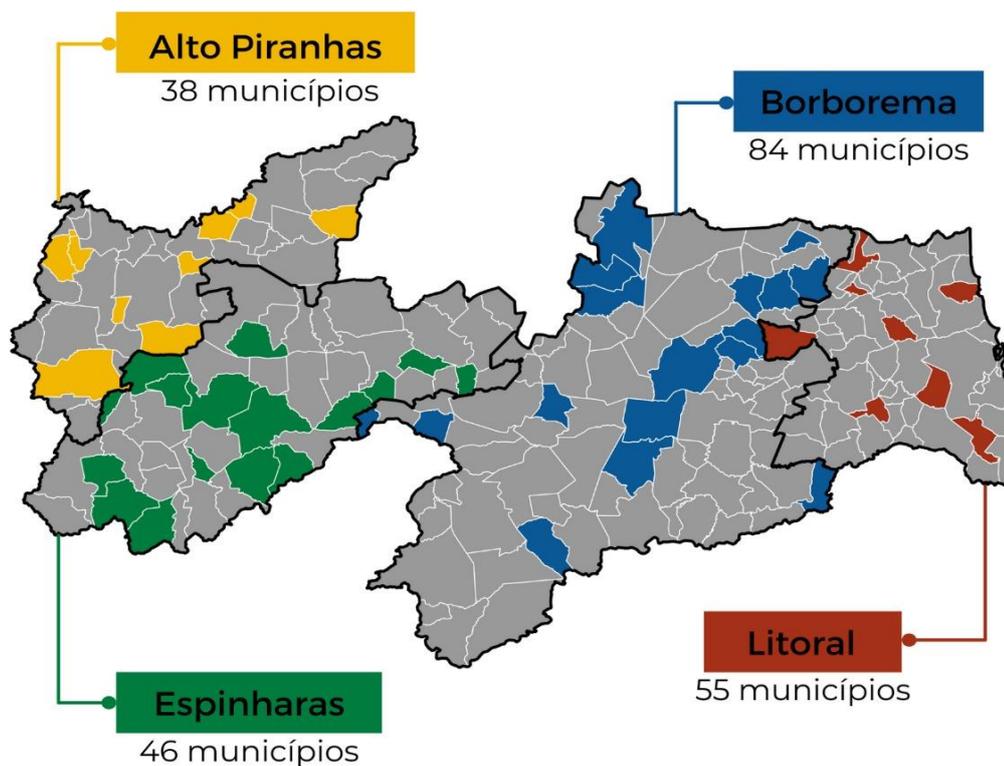
Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

3.2 CONTEXTO DA ÁREA DE ESTUDO

A Paraíba foi definida como foco de aplicação deste trabalho porque apresenta déficit no setor de microdrenagem (SNIS, 2019) e pela ausência de planos de macrodrenagem para as bacias hidrográficas (AESAs, 2021). De acordo com o SNIS (2019), nenhum município paraibano exerce a cobrança pelos serviços de drenagem e apenas cinco municípios relataram possuir plano diretor de drenagem. Isso são evidências do pouco investimento nesse setor. Além disso, 50 municípios expostos no mapa da Figura 8, estão em processo de elaboração dos seus planos municipais de saneamento básico através do apoio da Fundação Nacional de Saúde (FUNASA). Sendo assim, uma das contribuições deste estudo é que seus resultados sirvam

como suporte para o setor de drenagem destes 50 municípios em destaque (Figura 8) e os demais municípios paraibanos.

Figura 8 - Municípios paraibanos em processo de elaboração do PMSB

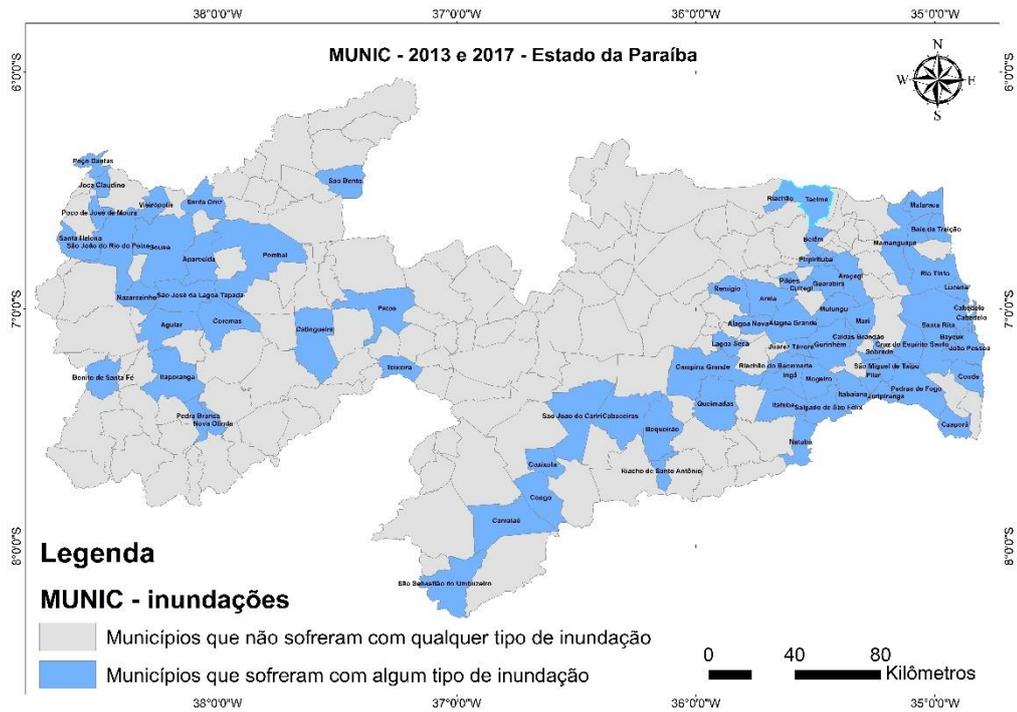


Fonte: PMSB-PB (UFCG/FUNASA, 2021)

Na Paraíba, muitos estudos já vem lidando com os problemas das inundações, alagamentos e enxurradas em escalas menores, como bacia e município (SANTOS e BARBOSA, 2005; QUEIROZ ROSENDO et al., 2015; SANTOS, 2015; SANTOS et al., 2018; DA COSTA; DA SILVA JÚNIOR; DE ARAÚJO, 2018; QUEIROGA, 2021)

De acordo com os dados de Pesquisa de Informações Básicas Municipais – MUNIC (2013) e (2017), 74 municípios já sofreram com enxurradas e/ou alagamentos e/ou inundações (Figura 9). Desses, 49 foram vítimas de inundações. Algumas fotos desses eventos são mostradas na Figura 10. Duas das cidades que mais apresentam relatos quanto ao excesso de água são João Pessoa e Campina Grande, muito em consequência das grandes populações, altas densidades demográficas, uso e ocupação do solo desordenado e por estarem localizadas em bacias hidrográficas com históricos desses eventos.

Figura 9 - Municípios atingidos por eventos hidrológicos entre 2009 e 2017



Fonte: MUNIC (2013, 2017).

Figura 10 - Ocorrências de inundações: a) Campina Grande, b) Itaporanga, c) João Pessoa e d) São Sebastião do Umbuzeiro



Fonte: a) Portal Picuí Hoje (2019), b) Jornal da Paraíba (2018), c) Rádio Tabajara (2021), d) G1 Paraíba (2020).

CAPÍTULO IV

4 METODOLOGIA

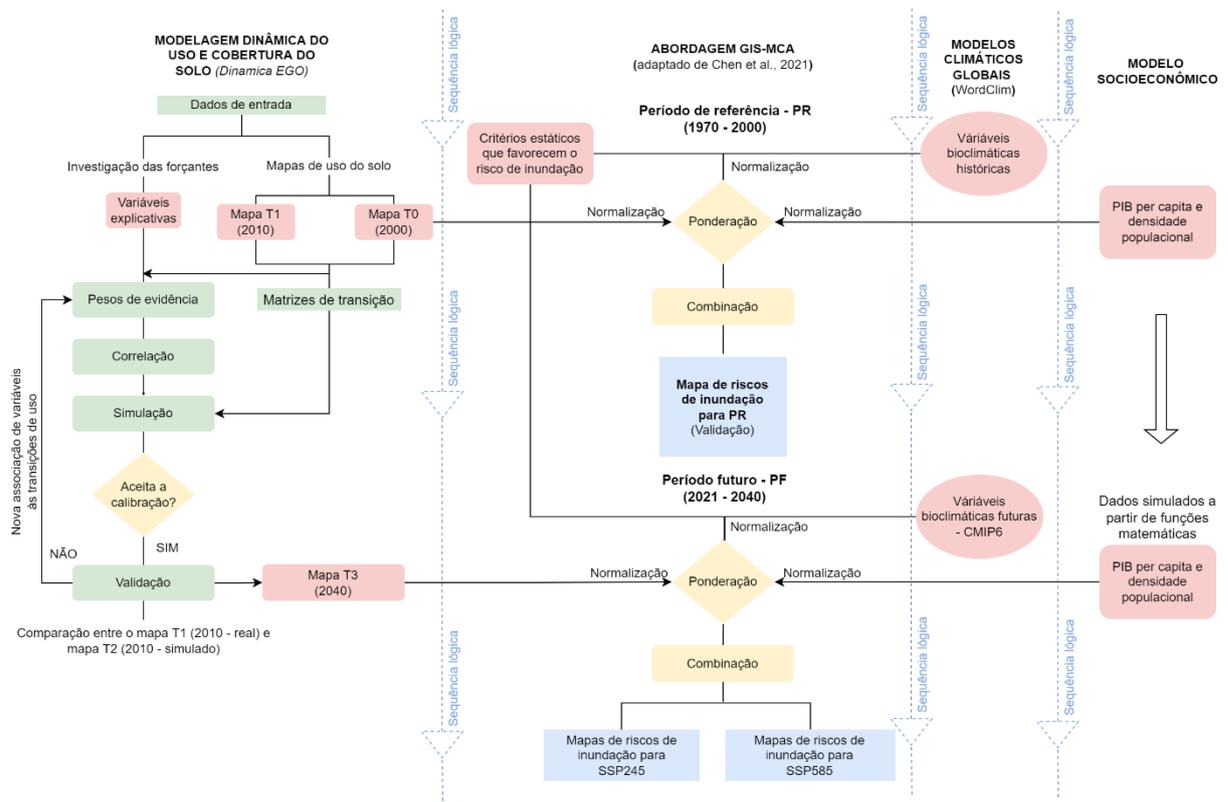
4.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS

Os dados utilizados nesta pesquisa foram provenientes dos portais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AESAs), Base de dados WordClim (FICK; HIJMANS, 2017), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e MapBiomass.

4.2 VISÃO GERAL DO MODELO METODOLÓGICO

A metodologia aplicada neste trabalho é uma adaptação da utilizada por Chen et al. (2021) para a análise de riscos de inundação e faz uso de quatro abordagens: i) a GIS-MCA, ii) modelos climáticos globais, iii) modelo socioeconômico e iv) modelagem dinâmica do uso e cobertura do solo (Figura 11).

Figura 11 - Esquema metodológico para predição de riscos de inundação



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

A abordagem GIS-MCA é a metodologia central. As três outras são complementares, pois fornecem dados de entrada no modelo de risco de inundação. O esquema metodológico geral é apresentado na Figura 11, onde as caixas em vermelho representam os dados de entrada e a sequência de trabalho é indicada através da disposição das setas. Inicialmente é descrita a dinâmica de integração entre as quatro abordagens e em seguida são expostos os seus funcionamentos individuais.

4.3 INTEGRAÇÃO GIS-MCA, MODELOS CLIMÁTICOS, MODELO SOCIOECONÔMICO E MODELAGEM DE USO E COBERTURA DO SOLO

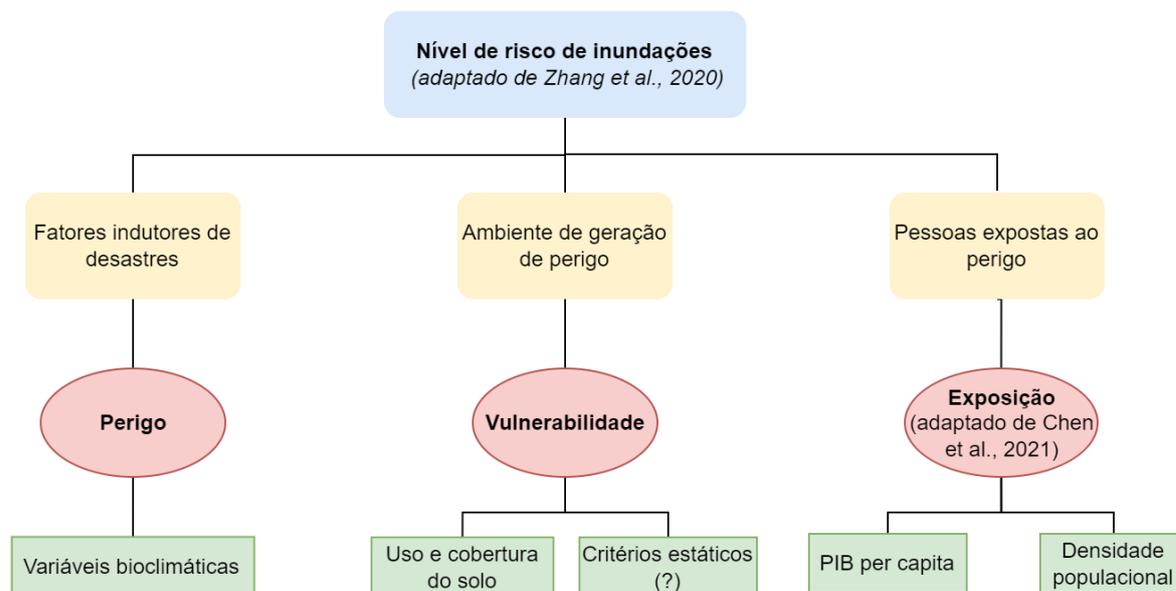
4.3.1 Riscos de inundação

O percurso metodológico está dividido em dois períodos, o de referência – PR (1970-2000) e o futuro – PF (2021-2040). O fator guia para a determinação desses períodos foi a disponibilidade de dados climáticos do portal WordClim (FICK; HIJMANS, 2017). Analisando por partes, temos duas vezes a aplicação da abordagem GIS-MCA, uma para cada período. Essa abordagem se utiliza de critérios considerados influentes sobre o risco de inundações e faz uso da álgebra de mapas para a obtenção de um mapa final como resultado agregado dessas influências.

O risco de inundações foi estruturado de acordo com a Figura 12 e divide-se nas categorias perigo, vulnerabilidade e exposição (ZHANG et al., 2020). Dentre os critérios expostos, as variáveis bioclimáticas e uso e cobertura do solo foram utilizadas por serem consideradas as de maiores influência sobre as inundações (WU et al., 2017; KASPERSEN et al., 2017; CHEN et al., 2021). PIB per capita e densidade populacional, por representarem bem o fator socioeconômico e por estarem sendo aplicadas em trabalhos na área de riscos de inundação (WU et al., 2020; ZHANG et al., 2020; CHEN et al., 2021). Esses critérios são definidos como *dinâmicos*, pois suas variações ao longo do tempo são rápidas e evidentes. Por outro lado, existem os critérios denominados como *estáticos*. Nesses critérios ou não há variação ao longo do tempo ou essa mudança é muito lenta, necessitando de muitas décadas ou centenas de anos para ocorrer.

Neste trabalho, os critérios dinâmicos foram definidos de antemão como condicionantes dos riscos de inundação. Quanto aos estáticos, foi necessária uma extensa revisão de literatura para definir os mais aplicados pelos autores. Para isso, foram investigados 30 artigos de periódicos científicos de alto impacto dos últimos 5 anos e foram selecionados os que se repetiram dez vezes ou mais.

Figura 12 - Estrutura hierárquica da avaliação de risco de inundação



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.2 Definição dos critérios estáticos

Dentre os 30 artigos avaliados dos últimos cinco anos foram identificados 36 tipos de critérios estáticos referentes a categoria vulnerabilidade. Desses 36, **oito critérios** foram adotados nesta pesquisa, pois foram citados pelo menos 10 vezes em outras pesquisas semelhantes. A única exceção foi o critério Litologia, que também apareceu pelo menos dez vezes, porém não foi possível inseri-lo na análise pela falta de associação entre suas classes e possíveis valores numéricos, medida necessária para a ponderação pelo método de entropia. O Quadro 1 apresenta as siglas, os nomes e a definição de todos os critérios. O Quadro 3 apresenta os artigos utilizados e o número de vezes que cada critério foi citado.

Quadro 1 - Critérios estáticos da categoria vulnerabilidade

INITIALS	NOME	DESCRIÇÃO
VOF	Distância / resistência de fluxo superficial vertical	“Componente vertical entre a altura de cada célula e a altura calculada para a rede fluvial” (KANANI SADAT et al., 2019).
HOF	Horizontal Overland Flow Distance/resistance	“Componente horizontal do movimento da água para alcançar a rede fluvial” (KANANI SADAT et al., 2019).
TWI	Índice Topográfico de Umidade	“Combinação de dois parâmetros, incluindo a área da bacia a montante e o talude, pode indicar quantitativamente a influência da topografia na inundação” (KANANI SADAT et al., 2019).
SPI	Índice de Potência de Fluxo	Descreve a capacidade de erosão e potência do fluxo de água.
STI	Índice de Transporte de Sedimentos	Relaciona-se ao potencial de acúmulo de vazão.

INITIALS	NOME	DESCRIÇÃO
Dn	Mudança absoluta de escoamento	Diferença entre previsão do conjunto multimodelo e o resultado da simulação histórica (WANG, H. et al., 2019).
T	Topografia sombreada	“Corresponde à sombra e ao comprimento das encostas que podem afetar a convergência dos fluxos de água” (ARYAL; MEIN; O’LOUGHLIN, 2003).
St_TI	Índice de Transporte de Fluxo	“Índice é usado para avaliar a erosão da paisagem e leva em conta a convergência e divergência de fluxo” (KHOSRAVI et al., 2019).
D_Rd	Distância de estradas	Distâncias euclidianas as estradas e rodovias
RNOF	Superfície de Escoamento	Baseia-se na profundidade mensal da precipitação e no valor CN (MAHMOUD; GAN, 2018).
Lndf	Geomorfologia	Corresponde a estrutura das formas de relevo.
TRI	Índice de Rugosidade Topográfico	É um fator morfológico que considera as células nas vizinhanças retangulares 3x3 de altitude (TEHRANY et al., 2019).
TF	Dados de rastreamento de tufão	Informações sobre a ocorrência de tufões.
RD	Densidade de estradas	Mede a capacidade de drenagem regional considerando que as estradas desempenham um papel importante na drenagem de inundações (CHEN; HUANG; CHEN, 2021).
FD	Direção do fluxo	Representa a direção do fluxo de água em cada célula.
NDWI	Índice de Água por Diferença Normalizada	Indica as áreas com corpos hídricos.
NDBI	Índice de Área construída por Diferença Normalizada	Representa o grau de área construída.
NDMI	Índice de Mistura por Diferença Normalizada	Indica o grau de umidade da região.
T_Soil	Textura do solo	Corresponde a textura fina do solo que pode ser mais fina ou mais grossa.
S	Declividade	Inclinação da superfície do terreno em relação à horizontal.
FA	Acúmulo de fluxo	“Significa o acúmulo de fluxo de células e caminhos circundantes, levando a um aumento de fluxo em uma célula específica” (MAHMOUD; GAN, 2018).
CN	Curva Número	“Indicador experimental em hidrologia prática para simular o escoamento direto da chuva. É função do tipo de solo, uso da terra e condição de umidade do solo” (KANANI SADAT et al., 2019).
E	Elevação (altimetria)	Representa a variação de altitude do terreno.
TPI	Topografia	“Diferença de altura de cada célula com as alturas médias de suas células vizinhas”. Inclui as categorias vale, baixo declive, planície, médio e alto declive e cume. (KANANI SADAT et al., 2019).
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada	Indica o grau de cobertura vegetal.
MFI	Índice de Fournier Modificado	Indica a intensidade de chuva ao relacionar o somatório da precipitação média mensal com a precipitação anual (KANANI SADAT et al., 2019).
DR	Distância de rios	Representa as distâncias aos cursos de água.
DD	Densidade de drenagem	Relaciona os comprimentos dos cursos de água com a área da bacia.
A	Aspecto	Indica a direção da declividade.
Li	Litologia	Representa a tipologia das rochas.
Soil	Pedologia	Representa a tipologia dos solos.

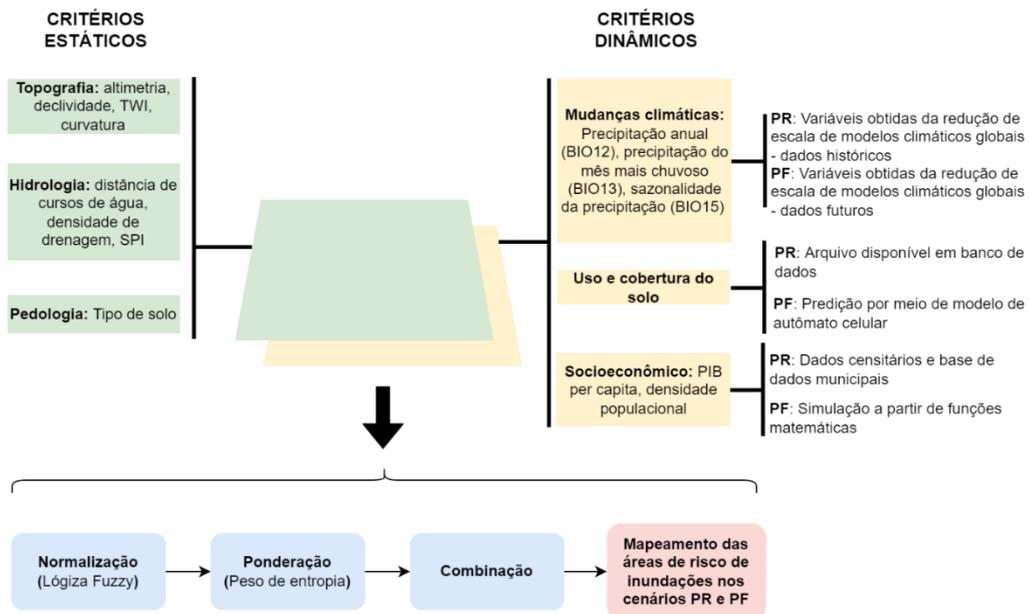
INITIALS	NOME	DESCRIÇÃO
SD	Profundidade do solo	“Indica a profundidade da camada do solo desde a superfície do solo até o leito rochoso” (CHOUBIN et al., 2019).
C	Curvatura	Representa a forma da superfície.
Pl. C	Curvatura do plano	“É a curvatura do terreno que é perpendicular à direção do declive” (MALIK et al., 2020).
Pr. C	Curvatura do perfil	“A curvatura do perfil é a curvatura da superfície contra a falésia” (MALIK et al., 2020).
FI	Inventário de inundações	É um banco de dados histórico com a identificação de locais que sofreram inundações.

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.3 Modelo de cenarização do risco de inundação

Todos os critérios que integram as categorias de risco de inundações foram definidos. Portanto, o modelo de cenarização para este trabalho foi obtido, como apresentado na Figura 13. Este modelo se assemelha ao esquema da metodologia geral (Figura 11), sendo, entretanto, apresentado de maneira mais sintética. Em outras palavras, a abordagem GIS-MCA é apresentada de maneira pormenorizada. Os critérios foram assim organizados: os destacados na cor verde são os denominados estáticos; os destacados na cor amarela, são os critérios dinâmicos. Algumas observações são acrescentadas para os critérios dinâmicos. Essas informações dizem respeito a forma como cada critério foi utilizado, seja no período de referência ou no período futuro.

Figura 13 - Modelo de cenarização para análise de riscos de inundações.



LEGENDA: PR: PERÍODO DE REFERÊNCIA (1970 - 2000)
PF: PERÍODO FUTURO (2021 - 2040)

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 2 - Critérios estáticos de vulnerabilidade utilizados pelos autores

nº	Referências	VOF	HOF	TWI	S	FA	CN	E	TPI	NDVI	MFI	DR	DD	SD	A	LU	Li	Soil	C	Pl. C
1	Ogato et al. (2020)				*			*					*			*		*		
2	Hossain e Meng et al. (2020)				*	*		*				*				*		*		
3	Chen et al. (2020)				*			*				*		*						
4	Phan et al. (2021)			*	*	*		*				*	*			*	*		*	*
5	Malik et al. (2020)			*	*			*		*		*	*		*	*	*	*		*
6	Chen; Huang e Chen et al. (2021)			*	*		*	*				*								
7	Saha et al. (2021)			*	*	*		*		*		*	*		*				*	
8	Das e Gupta (2021)			*	*			*				*	*			*	*		*	
9	Wang et al. (2021)			*	*			*				*	*		*	*	*	*		*
10	Luu et al. (2021)				*	*		*				*	*			*	*		*	
11	Zhao et al. (2021)			*	*			*				*	*							
12	Msabi e Makonyo (2021)				*	*		*				*	*			*	*	*		
13	Kanani-Sadat et al. (2019)	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*									
14	Choubin et al. (2019)			*	*			*				*	*	*	*	*	*	*	*	*
15	Wang et al. (2019a)			*	*			*		*						*	*	*		
16	Souissi et al. (2019)				*			*				*	*			*	*			
17	Dano et al. (2019)				*											*	*	*		
18	Bui et al. (2019)			*	*			*		*			*		*		*	*	*	*
19	Bui et al. (2018)			*	*			*				*	*			*	*	*	*	*
20	Khosravi et al.(2019)			*	*			*		*		*				*	*	*	*	*
21	Tehrany e Kumar (2018)			*	*			*				*			*	*	*	*	*	*
22	Tehrany et al. (2019)			*	*			*				*			*		*	*	*	*
23	Arabameri et al. (2019)			*	*				*										*	*
24	Costache (2019)														*	*	*	*		
25	Mahmoud e Gan (2018)				*	*		*				*	*			*	*	*		
26	Dandapat e Panda (2019)							*				*				*	*			
27	Samanta et al. (2018)			*	*			*					*			*		*		
28	Wang et al. (2019b)			*	*			*		*		*				*	*	*	*	*
29	Al-Juaidi et al.(2018)				*	*		*								*	*	*		
30	Khosravi et al. (2016)			*	*			*				*	*			*			*	*
	Total	1	1	19	28	8	2	27	2	7	1	18	15	2	8	22	19	16	13	3

	Referências	Pr. C	FI	SPI	STI	Dn	T	St	TI	D	Rd	RNOF	Lndf	TRI	TF	RD	FD	NDWI	NDBI	NDMI	T	Soil	
1	Ogato et al. (2020)																						
2	Hossain e Meng et al. (2020)																						
3	Chen et al. (2020)																						
4	Phan et al. (2021)	*		*	*																		
5	Malik et al. (2020)	*		*																			
6	Chen; Huang e Chen et al. (2021)														*	*							
7	Saha et al. (2021)			*							*						*	*	*	*			
8	Das e Gupta (2021)												*	*									*
9	Wang et al. (2021)	*		*	*																		
10	Luu et al. (2021)																*						
11	Zhao et al. (2021)										*									*			
12	Msabi e Makonyo (2021)																						
13	Kanani-Sadat et al. (2019)	*																					
14	Choubin et al. (2019)																						
15	Wang et al. (2019a)		*	*	*	*																	
16	Souissi et al. (2019)																						
17	Dano et al. (2019)		*				*																
18	Bui et al. (2019)			*																			
19	Bui et al. (2018)			*																			
20	Khosravi et al.(2019)			*						*													
21	Tehrany e Kumar (2018)			*						*													
22	Tehrany et al. (2019)			*						*				*									
23	Arabameri et al. (2019)																						
24	Costache (2019)																						
25	Mahmoud e Gan (2018)											*											
26	Dandapat e Panda (2019)																						
27	Samanta et al. (2018)												*										
28	Wang et al. (2019b)				*																		
29	Al-Juaidi et al.(2018)																						
30	Khosravi et al. (2016)			*																			
	Total	3	2	11	4	1	1	2	3	1	2	2	2	1	1	2	1	2	1	2	1	1	

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.4 Avaliação dos critérios de modelagem

Neste tópico foram evidenciadas informações pertinentes a cada critério, tal como a forma de obtenção dos dados, confecção dos mapas e a relação dos critérios com o risco. Todos os critérios estão apresentados na Tabelas 2.

Tabela 2 - Informações sobre os critérios de riscos de inundação

Critério	Dado(s) de origem	Período de tempo	Fonte de dados
Altimetria	MDE derivado do SRTM - <i>Shuttle Radar Topography Mission</i> (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
Declividade	Subproduto do MDE (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
TWI	Subproduto do MDE e declividade (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
Curvatura	Subproduto do MDE (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
SPI	Subproduto do MDE e declividade (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
Densidade de drenagem	Subproduto do MDE (Dado matricial)	2000	USGS (2018) Valeriano e Albuquerque (2010)
Distância de cursos de água	Rios da Paraíba (Shapefile)	2021	AESA (2021)
Valor CN	LULCC e Pedologia (Dados matriciais)	2000	Mapbiomas Project (2020) IBGE (2018a)
BIO12	Derivadas da precipitação (Dados matriciais)	1970-2000 2021-2040	WorldClim (2021)
BIO13	Derivadas da precipitação (Dados matriciais)	1970-2000 2021-2040	WorldClim (2021)
BIO15	Derivadas da precipitação (Dados matriciais)	1970-2000 2021-2040	WorldClim (2021)

Critério	Dado(s) de origem	Período de tempo	Fonte de dados
PIB per capita	Informações de PIB a preços correntes e população (Planilhas)	2000	IBGE (2000)
Densidade populacional	Informações de densidade populacional por setor censitário (Planilha)	2000	IBGE (2000)

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.4.1 Altimetria

A altimetria foi considerada como influente sobre a ocorrência de inundações por exercer um papel fundamental na direção e na profundidade do fluxo de água (GIGOVIĆ et al., 2017). As áreas mais baixas geram grandes riscos para as pessoas, pois favorecem o acúmulo de água. Segundo Bui et al. (2016), altitudes mais baixas estão associadas com áreas mais vulneráveis a inundações, isso porque a suscetibilidade a inundação varia de forma inversamente à altitude (CHOUBIN et al., 2019). Para esta análise utilizou um Modelo digital de Elevação (MDE) do Projeto Topodata (VALERIANO; ALBUQUERQUE, 2010), com 30 m de resolução, um refinamento do produto SRTM que foi gerado para todo o Brasil. O mapa de altimetria é apresentado na Figura 14-a.

4.3.4.2 Declividade

A inclinação possui grande influência na magnitude e intensidade do escoamento de água (RAHMATI; POURGHASEMI; ZEINIVAND, 2016; CHOUBIN et al., 2019). Enquanto áreas mais íngremes favorecem o escoamento, áreas mais planas favorecem o acúmulo de água e conseqüentemente provocam transtornos para os moradores. De acordo com Rimba et al. (2017) e Gigović et al. (2017), em superfícies mais planas a água se desloca lentamente e, portanto, essas áreas são mais vulneráveis a ocorrência de inundações. Nesta análise, o mapa de declividade foi elaborado em ambiente GIS a partir de dados de 30 m do MDE Topodata. O mapa de declividade é apresentado na Figura 14-b.

4.3.4.3 TWI

O Índice de Umidade Topográfico (TWI) é um parâmetro que muitos estudos utilizam para a análise de locais suscetíveis a inundações (BUI et al., 2018; CHOUBIN et al., 2019; WANG et al., 2021). O TWI baseia-se na topografia local e representa áreas com depressões

de drenagem, onde é provável o acúmulo do fluxo água. Nesse sentido, quanto maior o TWI, maior o potencial de inundação (SÖRENSEN; ZINKO; SEIBERT, 2006; KANANI-SADAT et al., 2019; SHIT; BHUNIA; POURGHASEMI, 2020). O TWI foi obtido a partir do MDE, em ambiente GIS, através da Equação 1.

$$TWI = \ln\left(\frac{A_s}{\tan\beta}\right) \quad (1)$$

Onde, A_s representa a área de captação em m^2/m e β é a declividade em graus. O mapa de TWI é apresentado na Figura 14-c.

4.3.4.4 Curvatura

A curvatura representa a forma da superfície, esta pode ser convexa, côncava e plana, indicando valores positivos, negativos e zero, respectivamente (CHAPI et al., 2017). Dentre essas, as superfícies côncavas, isto é, superfícies negativas, tendem a ser mais propensas ao acúmulo de água e conseqüentemente a alagamentos e inundações (REIS et al., 2012; COSTACHE; BUI, 2020). Para esta análise, a curvatura foi obtida a partir do MDE Topodata, com 30 m de resolução, em ambiente GIS. O mapa de curvatura é apresentado na Figura 14-d.

4.3.4.5 SPI

O Índice de Potência de Fluxo (SPI) tem relação com o potencial de erosão e o escoamento superficial (KHOSRAVI et al., 2019). Quanto mais alto o SPI, maior a capacidade de escoamento e maior a propensão a inundações. Essas regiões são onde ocorrem o acúmulo de água (VIJITH; DODGE-WAN, 2019) e que recebem as contribuições das áreas de drenagem. O SPI foi obtido a partir de um MDE, em ambiente GIS, através da Equação 2.

$$SPI = A_s \cdot \tan\beta \quad (2)$$

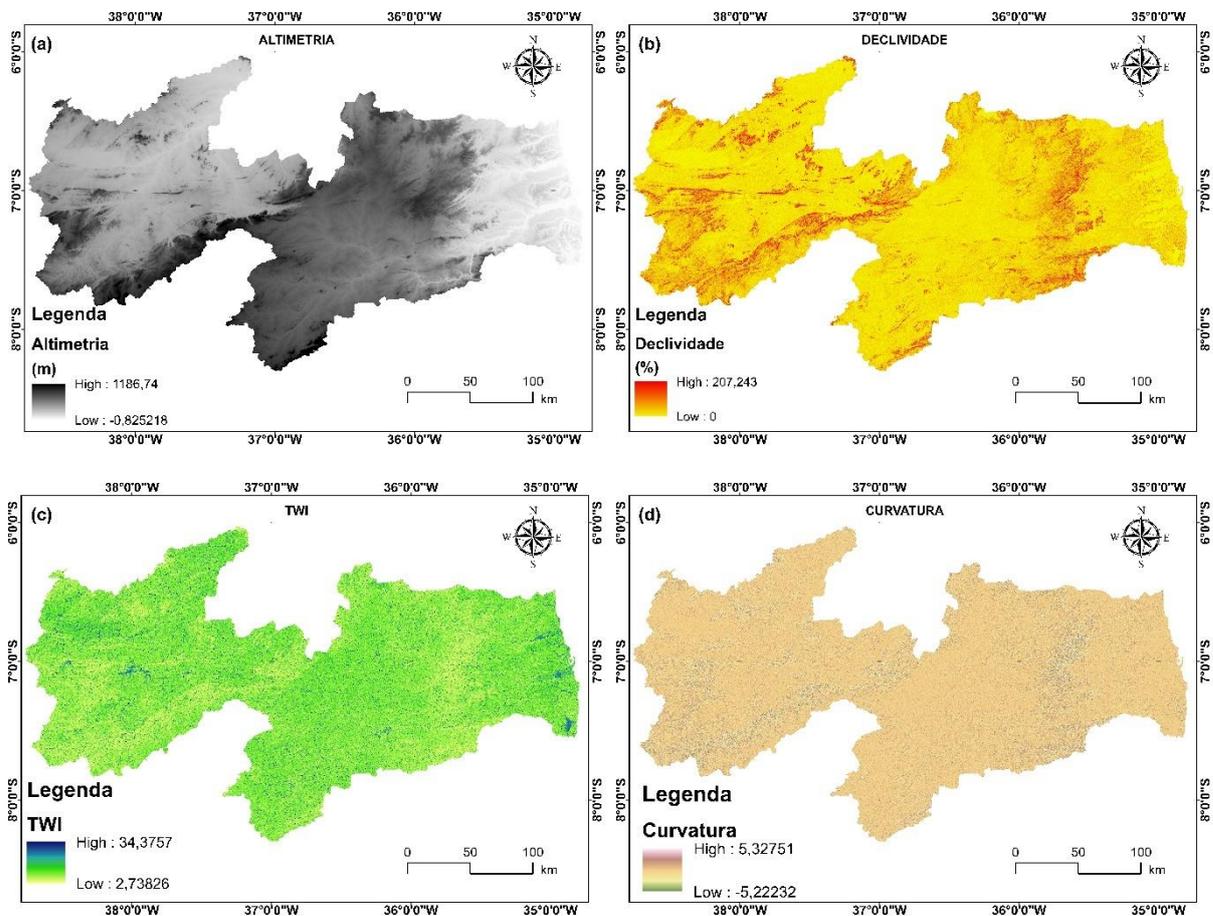
Onde, A_s representa a área de captação em m^2 e β é a declividade em graus. O mapa de SPI é apresentado na Figura 15-e.

4.3.4.6 Densidade de Drenagem

A densidade de drenagem é definida a partir do comprimento dos cursos de água por área da bacia (HORTON, 1932). É considerada um fator de extrema significância na determinação de áreas susceptíveis a inundações, pois está relacionada a capacidade de transporte do fluxo de água. Caso o fluxo exceda o potencial do canal, ocorre a descarga de água excedente que ocasiona em inundações (MALIK et al., 2020). Quanto maior a densidade de drenagem, maior o escoamento do fluxo da água (OGATO et al., 2020). As áreas com maior densidade de drenagem favorecem picos maiores de inundações (PALLARD; CASTELLARIN; MONTANARI, 2009; ZHANG et al., 2020), até porque um longo tempo de concentração implica em maiores chances de infiltração da água no solo.

Para esta análise, a densidade de drenagem foi gerada a partir do MDE em ambiente GIS por meio do método densidade de linhas (que calcula a magnitude por unidade de área das linhas em um raio em torno de cada célula e é uma função disponível na maioria dos GIS). O mapa de densidade de drenagem é apresentado na Figura 15-f.

Figura 14 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.4.7 Distância de cursos de água

O critério distância dos cursos de água representa um dos fatores mais significativos na avaliação dos riscos de inundação (CHOUBIN et al., 2019). Isto porque ao longo dos anos muitos vilarejos e cidades se desenvolveram às margens dos rios e conseqüentemente sofreram com as inundações. Muitas vezes o problema estava associado à ocupação irregular que normalmente ocorre em regiões semiáridas nas planícies de inundação dos rios, em sua maioria, intermitentes. Estas planícies de inundação, apesar de se apresentarem inundadas em momentos esporádicos, são sempre zonas naturais de transbordamento em casos de cheias. Nesse sentido, os locais mais próximos aos corpos hídricos são os mais susceptíveis a inundações (MALIK et al., 2020). Nesta pesquisa, as distâncias dos cursos de água foram concebidas a partir da geração de distâncias euclidianas, em ambiente GIS, das feições correspondentes aos cursos de água. Esta geração de distâncias se dá célula a célula do modelo digital resultante.

O mapa de distância dos cursos de é apresentado na Figura 15-g.

4.3.4.8 Valor CN (Pedologia e Uso e cobertura do solo)

Devido aos dados de pedologia e uso e cobertura do solo não serem numéricos e, por isso, não serem possíveis de ponderar pelo método de entropia de Shannon, foram então combinados para a obtenção do valor Curve Number - CN (ANA, 2018). O valor CN, proposto pelo Serviço de Conservação do Solo do Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (SCS/USDA), é muito utilizado na hidrologia para simular o processo chuva-vazão e é concebido em função do tipo de solo, uso do solo e condição de umidade do solo.

Este indicador está associado com a capacidade de escoamento de determinado local; quanto maior o valor CN, menor é a taxa de infiltração no solo e maior a propensão ao escoamento (ANA, 2018). O valor CN foi obtido em ambiente GIS a partir da álgebra de mapas. Os mapas de entrada foram o de uso e cobertura do solo para o ano 2000 (mapa t0) e a classificação hidrológica dos grupos de solo associados a pedologia (PARAÍBA, 2019). No mapa pedológico foi utilizado os grupos hidrológicos predominantes para cada área, a saber: A, B, C e D. O potencial de escoamento aumenta no sentido de A para D. Por outro lado, no mapa de uso e cobertura do solo foram definidas 5 classes mais abrangentes e distintas para serem analisadas, a saber: Vegetação, Agropecuária, Solo exposto, Área urbana e Superfície hídrica. Ambos os mapas, uso do solo e grupo hidrológico, foram reclassificados para números representativos aleatórios (em parênteses na Tabela 3). A definição desses valores foi para que ao final da multiplicação dos dois mapas fosse possível identificar as combinações entre locais com determinado tipo de uso do solo e determinado tipo de grupo hidrológico. Para isso, os

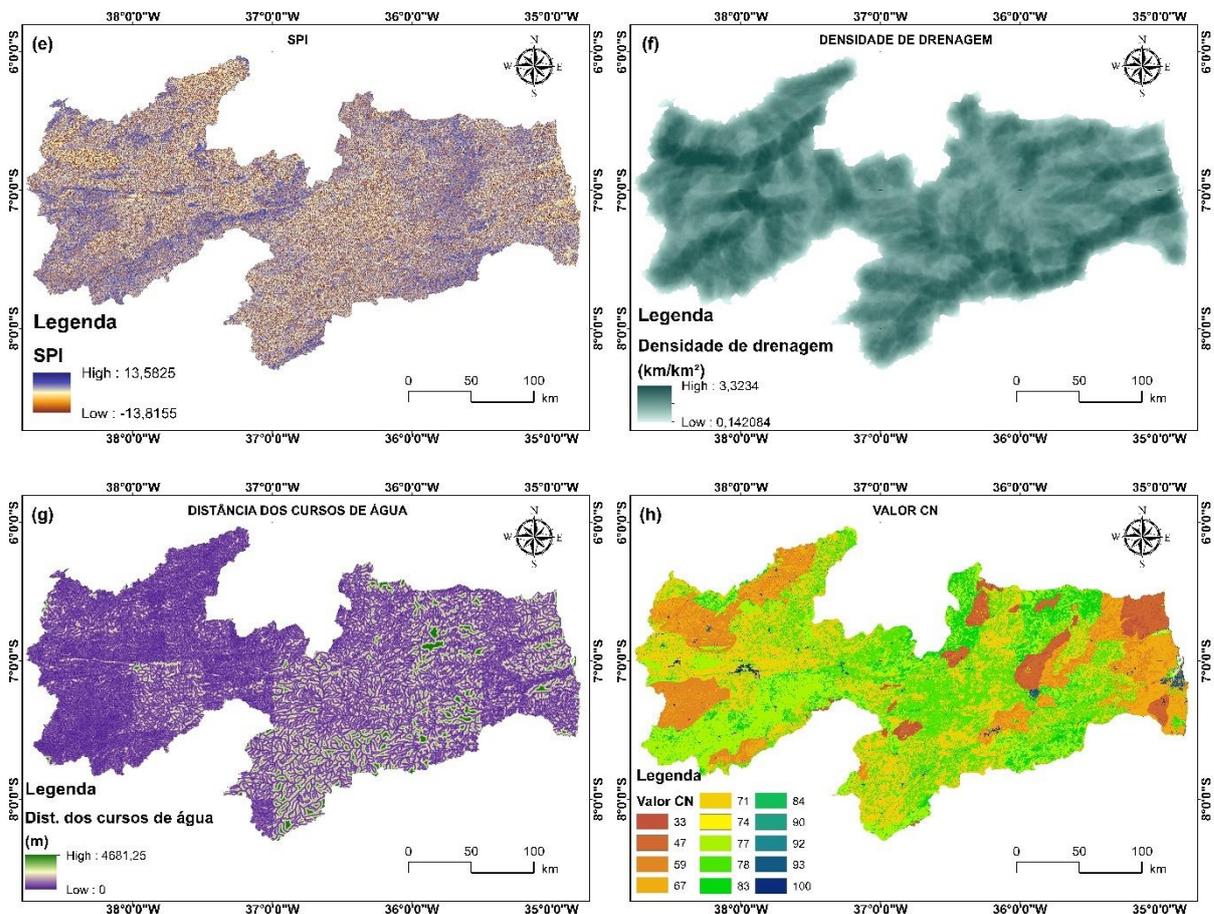
valores resultantes do produto entre esses dois mapas não poderiam se repetir. Após o uso da calculadora raster, identificou o número e o associou ao seu respectivo valor CN. Por exemplo, locais com valores iguais a 22 são referentes a combinação entre agropecuária e solo hidrológico do tipo B. Estes receberam valor CN igual a 67, como mostra a Tabela 3. O mapa do valor CN é apresentado na Figura 15-h.

Tabela 3 - Valor CN associado aos grupos hidrológicos do solo e uso e cobertura do solo

Uso do solo	Grupos hidrológicos do solo			
	A (7)	B (11)	C (12)	D (13)
VEGETAÇÃO (1)	33 (7)	59 (11)	71 (12)	77 (13)
AGROPECUÁRIA (2)	47 (14)	67 (22)	78 (24)	83 (26)
SOLO EXPOSTO (3)	74 (21)	84 (33)	90 (36)	92 (39)
ÁREA URBANA (4)	93 (28)	93 (44)	93 (48)	93 (52)
SUPERFÍCIE HÍDRICA (5)	100 (35)	100 (55)	100 (60)	100 (65)

Fonte: Adaptado de ANA (2018).

Figura 15 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.4.9 Variáveis bioclimáticas

As variáveis bioclimáticas são os critérios mais relevantes para avaliar a suscetibilidade às inundações e estão associadas a precipitação (DANO et al., 2019). Locais caracterizados por chuvas fortes estão mais propensos a ocorrências de inundações do que locais com baixa precipitação (MALIK et al., 2020). Neste estudo, a precipitação foi incorporada no modelo através de três variáveis: BIO12 – Precipitação anual, BIO13 – Precipitação do mês mais chuvoso e BIO15 – Sazonalidade da precipitação. Enquanto BIO12 e BIO13 se relacionam de forma direta com o risco de inundações, pois estão associadas diretamente com a ocorrências de chuvas; a variável BIO15 atua de forma inversa ao risco de inundação. O coeficiente de variação explica a variabilidade das chuvas em determinada região. Desta forma, quanto maior o coeficiente de variação, maior é a irregularidade temporal das chuvas e menos provável é que essas áreas estejam sujeitas as inundações. Para esta análise, as variáveis bioclimáticas foram obtidas a partir do portal WordClim (2021) em arquivos matriciais com 1 km² de resolução espacial. Os mapas referentes as variáveis bioclimáticas estão apresentados nas Figuras 16-i, 16-j, 16-k.

4.3.4.10 PIB per capita

O PIB per capita representa o produto interno bruto, isto é, a soma de todos os bens e serviços finais produzidos em determinada localidade, dividido pelo número de habitantes. De acordo com ZHANG et al. (2020), as inundações tendem a causar mais danos e prejuízos em locais com baixo PIB per capita, ou seja, locais menos desenvolvidos.

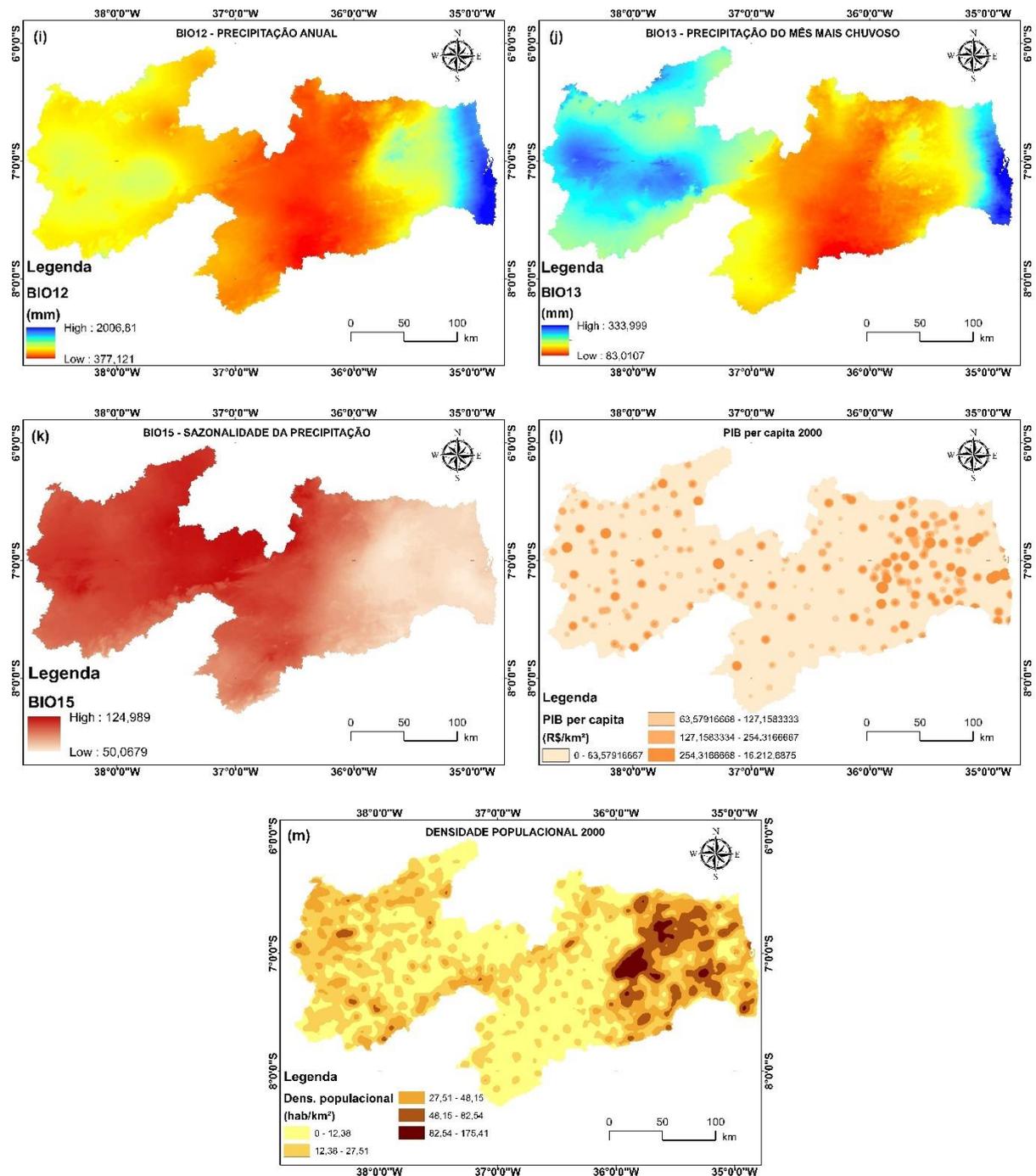
Geralmente, pessoas de baixa renda habitam em moradias inadequadas e em casos de lesões físicas ou danos materiais, a possibilidade de adaptação é muita baixa. Indivíduos mais carentes não possuem condições financeiras de pagamento por melhores serviços de saúde e, desta forma, ficam sujeitos aos serviços públicos muitas das vezes precários ou lotados. Para esta análise, o mapa de PIB per capita foi gerado a partir de planilhas do censo 2000 (IBGE, 2000). O mapa de PIB per capita é apresentado na Figura 16-l.

4.3.4.11 Densidade populacional

A densidade populacional é definida pela relação entre habitantes e respectiva área ocupada. Inundações em locais com um maior aglomerado de pessoas tendem a trazer maiores danos e ocasionar mais mortes, pois áreas com maior densidade populacional indicam mais pessoas expostas aos riscos de inundação (CUNICO; LOHMANN, 2017). Zharam et al. (2008),

por exemplo, observaram que as áreas no Texas que mais sofreram com ferimentos e mortes foram os locais com alta densidade populacional e pouco resistentes a inundações. Para esta análise, o mapa de densidade populacional foi gerado a partir da planilha do censo 2000 (IBGE, 2000). O mapa de densidade populacional dividido em 5 classes é apresentado na Figura 16-m.

Figura 16 - Critérios com influência sobre o risco de inundação para o PR



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

4.3.5 Período de referência (1970-2000)

No período de referência (PR) foram utilizadas as variáveis bioclimáticas decorrentes de dados históricos de modelos climáticos, os dados de PIB per capita e densidade populacional, o mapa de uso e cobertura do solo referente ao ano de 2000 (mapa T0) e os critérios estáticos. De posse dos dados de entrada, os critérios foram normalizados, ponderados, combinados e obteve-se o mapa de riscos de inundação para o PR. Ainda que o real objetivo deste trabalho seja a predição dos riscos de inundação visando o futuro, o período histórico é primordial para uma observação de tendência e uma modelagem desta tendência para um período futuro. Desta forma, antes de avançar para a abordagem GIS-MCA para PF é necessário validar os riscos de inundação obtidos pela modelagem para o período de referência a partir de dados de campo e/ou ocorrências registradas.

Como processo de validação, foi realizada a comparação dos resultados dos riscos de inundação por município para o PR com as evidências históricas desses problemas apresentados nos documentos ABDN (2013) e Lisboa (2006). Essa forma de validação foi adotada pelo fato de que a Paraíba não dispõe de inventário de inundações. Foi considerado como modelo validado aquele que possuiu um nível de concordância superior a 70% por meio da Equação 3. Foram contabilizados na contagem de municípios que possuem riscos de inundação, aqueles que apresentaram níveis médio, alto e muito alto.

$$A = \left(\frac{Mi}{Mai} \right) * 100 \quad (3)$$

Onde,

A – Nível de concordância;

Mr –municípios com níveis médio, alto e muito alto de risco;

Mai – municípios atingidos por inundações.

4.3.6 Período futuro (2021-2040)

No período futuro foram utilizadas as variáveis bioclimáticas decorrentes dos modelos climáticos do CMIP6, o mapa simulado de uso e cobertura do solo referente ao ano de 2040 (mapa T3), os dados de PIB per capita e densidade populacional e os critérios estáticos

Os critérios foram normalizados, ponderados, combinados e obteve-se dois mapas de riscos de inundação, um para o cenário SSP245 e outro para o cenário SS585. O primeiro está associado a emissões médias de gases de efeito estufa e refere-se a desafios médios para mitigação e adaptação. Neste cenário considera-se que as tendências sociais, econômicas e tecnológicas não mudarão significativamente. O segundo está associado a emissões altas de gases de efeito estufa e projeta altos desafios para mitigação e baixos desafios para adaptação, baseado no desenvolvimento do capital humano e progresso tecnológico em busca do desenvolvimento sustentável (RIAHI et al., 2017). Foram adotados esses caminhos para análise futura, os quais, são muito utilizados (CANTURK; KULAÇ, 2021; TU et al., 2021; BAI et al., 2021), porque enquanto o primeiro simula o *status quo*, o segundo projeta o desenvolvimento socioeconômico movido a emissões cada vez maiores de gases de efeito estufa.

4.4 ABORDAGEM GIS-MCA

Todos os critérios foram trabalhados utilizando a projeção cônica equivalente de *Albers* para a América do Sul, pois era de interesse lidar com as informações em metros e a área de estudo se configura numa grande escala, impossibilitando o uso de um dos sistemas de projeção mais convencionais e mais utilizados, o Universal Transversa de Mercator (UTM). Além disso, a projeção de *Albers* tem a vantagem de conservar a área em correta proporção (VELÁZQUEZ; MORENO, 2017).

Os critérios foram convertidos para a resolução de 30 m e passaram pelo processo de normalização para que todos fossem convertidos para uma mesma unidade de medida. Como forma de normalização, optou-se pelo uso de conjuntos difusos por meio de funções lineares, bastante utilizado em estudos de recursos hídricos (CORDÃO et al., 2020; ALVES; DJORDJEVIĆ; JAVADI, 2021; RAMOS FILHO; SOUSA; CORDÃO, 2021). Desta forma, cada critério passou a variar entre 0 (condição de nenhuma pertinência) e 1 (total pertinência) (ZADEH, 1965). Posterior a normalização, foi necessária a extração dos critérios a partir de pontos aleatórios gerados em ambiente GIS. Para que fosse possível trabalhar com pontos que representassem bem toda a variabilidade destes critérios sobre o estado da Paraíba, utilizou-se as Equações 4 e 5 para dimensionamento amostral, admitindo-se um grau de confiança de 95%, um desvio padrão de 0,5 e uma margem de erro de 5%.

$$N = A/pi \quad (4)$$

$$T = \frac{\frac{z^2 \cdot p(1-p)}{e^2}}{1 + \frac{z^2 \cdot p \cdot (1-p)}{e^2 \cdot N}} \quad (5)$$

Onde,

N – tamanho da população;

A – área da região (m²);

pi – resolução em pixels (m²);

T – tamanho da amostra;

z – número de desvios padrão entre determinada proporção e a média ($z = 1,96$ para 95% de confiança);

p – desvio padrão.

Com a quantidade de pontos que representa 95% da confiabilidade sobre o estado da Paraíba, pôde-se avançar para a etapa de ponderação por meio do método da *Entropia de Shannon* (SHANNON, 1948). O conceito de entropia surgiu na termodinâmica, com Clausius, referindo-se aos processos de transformação e perda de calor em um sistema fechado; perda esta que não é recuperada e indica um processo irreversível (MAGOSSO; PAVIOTTI, 2019). A partir de 1948, Shannon com o artigo intitulado “A Mathematical Theory of Communication” utiliza o termo “entropia” para caracterizar, sem grandes pormenores, certa medida de informação relativa à ideia de incerteza (MAGOSSO; PAVIOTTI, 2019), com a capacidade de medir o grau de desordem do sistema (BOROUSHAKI, 2017). Desde então, o conceito da teoria da informação tem sido muito usado na engenharia, ciência da informação e gestão, para medir a quantidade de informação presente em dilemas com múltiplos critérios e como abordagem principal para a determinação de pesos objetivos (MALCZEWSKI; RINNER, 2015; BOROUSHAKI, 2017). A atribuição de peso apoia-se na quantidade de informação que determinado conjunto de valores armazena. Para sua determinação, foram utilizadas as Equações 6, 7 e 8.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (6)$$

$$E_j = \begin{cases} -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{i=1}^m r_{ij} \cdot \ln(r_{ij}), & r_{ij} \neq 0 \\ 0, & r_{ij} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$W_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{i=1}^m d_j} \quad (8)$$

Onde,

m – pontos amostrais;

x_{ij} – valor normalizado de cada ponto amostral relativo a cada critério;

r_{ij} – gravidade específica entre m pontos amostrais

E_j – entropia;

W_j – pesos para os critérios.

Por último, tem-se a etapa de combinação dos critérios. Nesta etapa, os critérios anteriormente normalizados foram combinados utilizando a regra de decisão através dos pesos obtidos na etapa de ponderação para a obtenção de um mapa final composto por todas as influências exercidas pelos critérios. Essa combinação é realizada por meio de uma média ponderada. O mapa de riscos resultante foi classificado em cinco níveis de risco, a saber: Muito baixo, Baixo, Médio, Alto e Muito alto, de acordo com o método de classificação de igual contagem quartil. Esse método atribui o mesmo número de valores de dados para cada classe e é adequado para dados distribuídos linearmente.

4.5 MODELOS CLIMÁTICOS GLOBAIS

Os modelos climáticos globais utilizados são provenientes do portal WordClim, um banco de dados que disponibiliza valores matriciais mensais de médias ao longo de períodos de 20 anos (2021-2040, 2041-2060, 2061-2080, 2081-2100), todos com redução de escala e correção de viés referentes há alguns modelos climáticos do CMIP6. Entre os dados disponibilizados e extraídos dos modelos, foram utilizadas as variáveis bioclimáticas BIO12 – Precipitação anual, BIO13 – Precipitação do mês mais chuvoso e BIO15 – Sazonalidade da precipitação (coeficiente de variação das chuvas) como representantes da variável precipitação no modelo de risco de inundação. Dos nove modelos climáticos apresentados no portal, foram utilizados apenas seis por serem os únicos com informações disponíveis para os caminhos SSP245 e SSP585, são eles, o BCC-CSM2-MR, CanESM5, CNRM-CM6-1, CNRM-ESM2-1, MIROC6 e o MIROC-ES2L. A entrada desses seis modelos na abordagem GIS-MCA foi a partir de média aritmética, resultando em três mapas, um para cada variável bioclimática utilizada.

Para a inserção na abordagem GIS-MCA, foi necessário o download de duas séries de tempo, uma para o período de referência e outra para o período futuro. A série definida como período de referência (1970-2000) é a única com informações históricas sobre as variáveis bioclimáticas. Quanto ao período futuro de curto prazo, referente ao CMIP6, foi escolhido o intervalo (2021-2040) por ser o mais próximo da atualidade e por coincidir com o prazo máximo para a universalização do saneamento, de acordo com a Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020 (BRASIL, 2020).

4.6 MODELO SOCIOECONÔMICO

O modelo socioeconômico é composto pelas variáveis PIB *per capita* e densidade populacional. No modelo, os dados de PIB *per capita* foram incorporados na unidade de reais por quilômetros quadrados (R\$/km²) e densidade populacional, em habitantes por quilômetro quadrado (hab/km²). Para PIB *per capita*, os dados são fornecidos por município. Para uma espacialização em *pixels* em toda a superfície do município, utiliza-se neste trabalho o conceito de densidade de Kernel (SILVERMAN, 1998). Neste sentido, como a maior concentração de PIB sempre ocorre nas áreas urbanas, as informações de PIB *per capita* de cada município foram transpostas para os centros das suas respectivas manchas urbanas (sedes municipais) e, em seguida, realizada a interpolação por Kernel, distribuindo essa informação por área com base no peso dos pixels vizinhos. No caso da variável densidade populacional, também era de interesse possuir informações por superfície e não agregadas a nenhum polígono de análise. Desta forma, os dados de residentes por setor censitário foram transpostos para os seus respectivos centroides e, em seguida, interpolados.

Os critérios PIB *per capita* e densidade populacional são considerados dinâmicos, ou seja, suas mudanças são nítidas ao longo do tempo. Os dados de entrada utilizados no período de referência não podem ser os mesmos para o período futuro. Portanto, para o período de referência foram utilizadas informações provenientes do banco de dados do IBGE (2000) e, para o período futuro (2021-2040), foi necessária a projeção destes valores através de análises estatísticas.

A projeção da densidade populacional, por setores censitários, dos municípios paraibanos para o ano de 2040 baseou-se em informações oficiais da FUNDACE (2021) e “Projeções da População do Brasil e Unidades da Federação por sexo e idade simples: 2010-2060” do IBGE (2018b). Para o período de referência utilizou informações do censo 2000; enquanto para o período futuro, trabalhou-se com os dados de censo 2010 por serem os mais recentes publicados pelo IBGE. Essa decisão metodológica baseou-se na limitação para prever

a organização da malha de setores em 2040; portanto, considerou-se neste estudo a simulação da população para 2040 a partir da malha censitária de 2010.

O processo de obtenção da população estimada foi guiado da seguinte forma: primeiro a projeção da população, por setor censitário, para 2040 e, em seguida, a espacialização das informações contidas nos centroides de cada setor da malha censitária de 2010. O ponto de partida foi o estudo de projeção da população do estado da Paraíba para o ano de 2040 realizado pelo IBGE. Por meio da Equação 9 foi calculada a participação da população de cada setor censitário na população total do estado da Paraíba em 2010 e, através da Equação 10, foi projetada a população de cada setor censitário para 2040 a partir da respectiva participação na população estadual de 2010 e a população estadual para 2040 estimada pelo IBGE.

$$Pp_{2010} = Ps_{2010}/Pe_{2010} \quad (9)$$

$$Pse_{2040} = Pp_{2010} \cdot Pee_{2040} \quad (10)$$

Onde,

Pp_{2010} – participação do setor censitário na população estadual de 2010;

Ps_{2010} – população do setor censitário em 2010;

Pe_{2010} – população estadual em 2010;

Pee_{2040} – população estadual estimada para 2040

Pse_{2040} – população do setor censitário estimada para 2040.

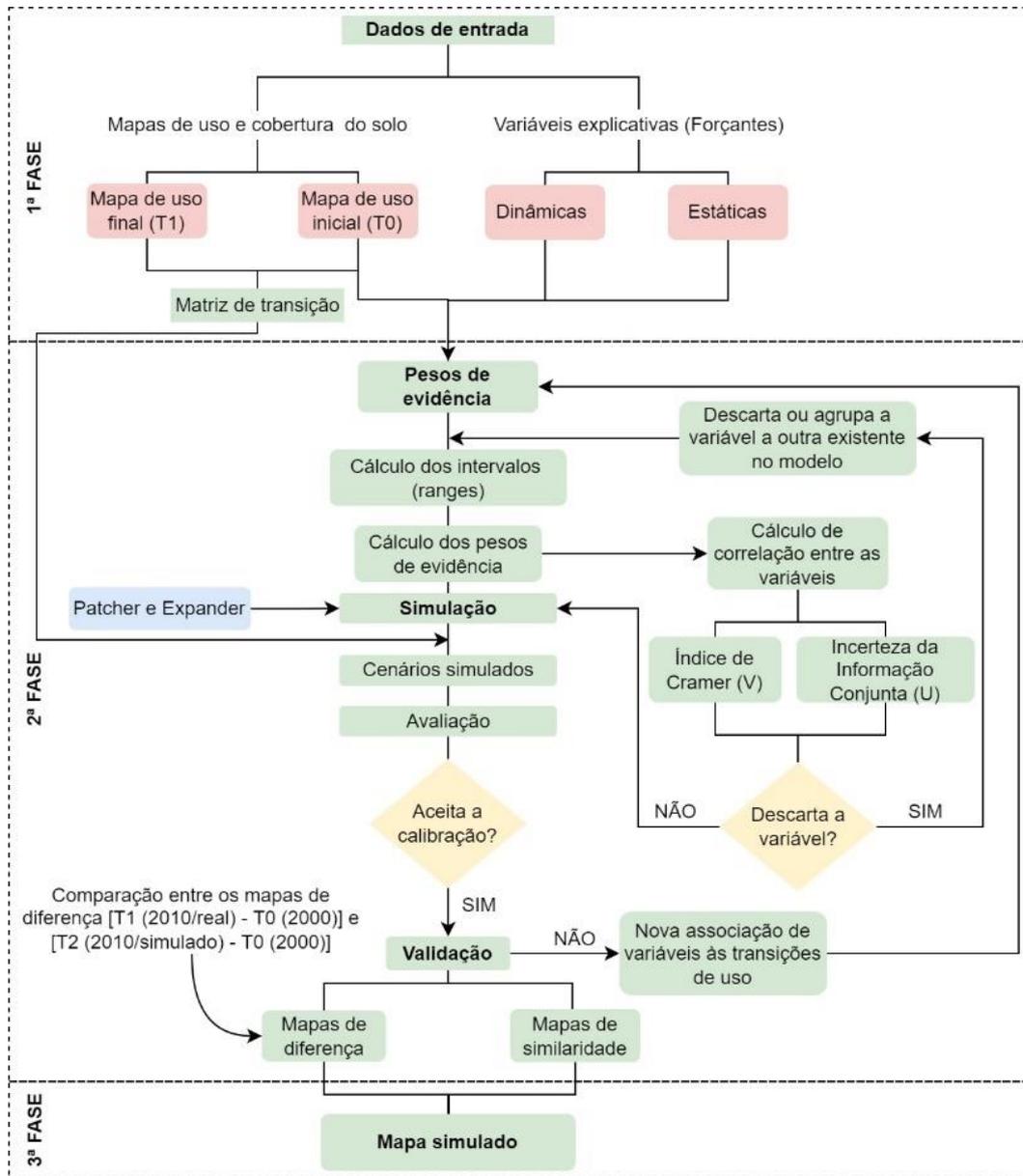
Devido à complexidade de previsão da variável PIB *per capita* com relação ao futuro, foi definida uma forma de simulação diferente da aplicada para densidade populacional. Sabendo que o PIB é produto das flutuações do mercado e sua taxa de crescimento ou declínio é muito incerta, a metodologia proposta para sua projeção baseou-se na observação do comportamento de informações disponíveis da série histórica de 1999 a 2018 disponibilizada pelo IBGE para a escala de município. Foi investigada, dentre as funções matemáticas: linear, logarítmica, exponencial e polinomial, a que apresenta melhor ajuste com relação ao comportamento dos dados de PIB *per capita* de cada município ao longo desses 19 anos. Para cada município foram geradas, nos softwares *Rstudio* e *Excel*, a equação da curva e o respectivo coeficiente de determinação (R^2) como métrica de desempenho.

4.7 MODELAGEM DINÂMICA DO USO E COBERTURA DO SOLO

A modelagem dinâmica do uso e cobertura do solo foi obtida por meio do software Dinamica EGO (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009), que se baseia nos modelos de autômatos celulares e organiza-se em três fases principais, como mostrado na Figura 17.

- Primeira fase: Preparação e inserção dos dados de entrada (diagnóstico);
- Segunda fase: Calibração (pesos de evidência) e validação;
- Terceira fase: Simulação de cenário futuro.

Figura 17 - Etapas da modelagem dinâmica no software Dinamica Ego



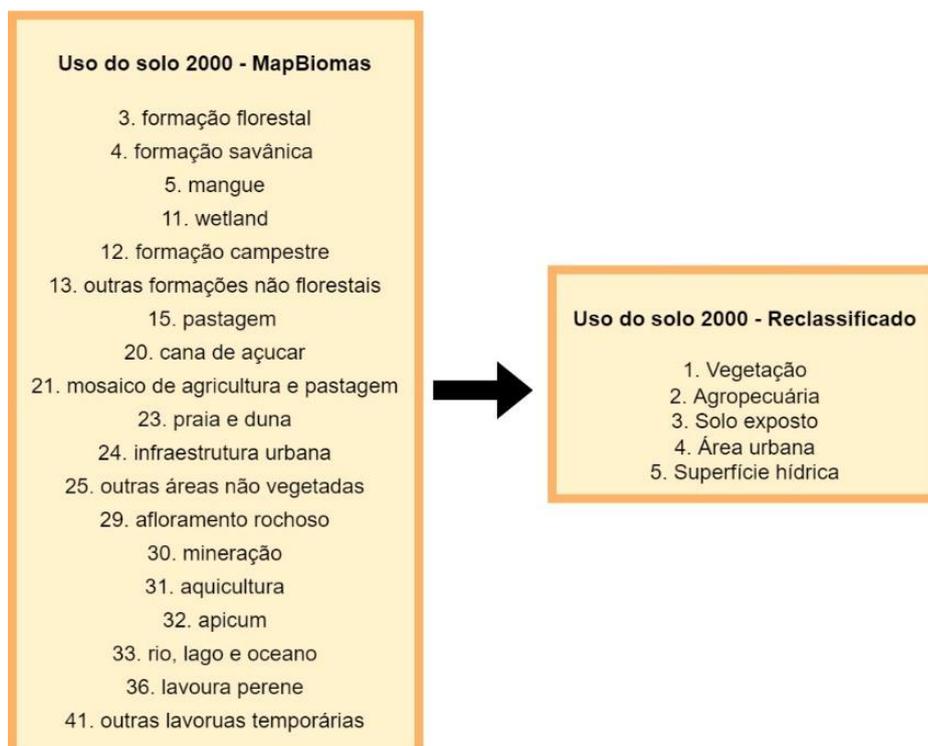
Fonte: Adaptado de Trentin (2008).

O Dinamica EGO foi adotado como software de modelagem nesta pesquisa devido a simplicidade em suas funcionalidades e por conferir flexibilidade e desempenho atrelados a rapidez e otimização dos recursos computacionais (RODRIGUES; SOARES-FILHO; COSTA, 2007). Além disso, ele vem sendo amplamente utilizado na literatura na modelagem de uso do solo (CHADID et al., 2015; INOUE et al., 2015; HEMATI et al., 2020; GOMES et al., 2021; GONZÁLEZ-GONZÁLEZ et al., 2021).

4.7.1 Primeira fase: Dados de entrada

Os dados de entrada no modelo são as variáveis explicativas e os mapas de uso e cobertura do solo referentes aos anos de 2000 (mapa T0) e 2010 (mapa T1) com resolução de 30 m. Esse intervalo de tempo foi definido como período de calibração por conter informações precisas e confiáveis dos últimos dois censos. Os mapas são provenientes da coleção 5 do MapBiomas e foram reclassificados em ambiente GIS antes de serem inseridos no software. Como o Dinamica EGO não trata explicitamente com os nomes das classes, foi preciso reclassificar atribuindo números para cada classe temática. A Figura 18 apresenta as classes de uso do solo presentes no estado da Paraíba, sua reclassificação em cinco classes mais abrangentes e os respectivos números atribuídos a essas classes.

Figura 18 - Classes de uso do solo no estado da Paraíba e sua reclassificação em cinco classes



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Quanto as variáveis explicativas, foi realizada uma investigação na literatura para identificação de quais as classes com maiores influências sobre as mudanças de uso do solo no estado da Paraíba. Essas variáveis, também conhecidas como “forçantes”, podem ser dinâmicas ou estáticas. As dinâmicas são aquelas em que ao longo das iterações (simulações) existe mudanças. Em contrapartida, as estáticas permanecem constantes ao longo das simulações. Esta etapa da metodologia, a saber, identificar as forçantes das mudanças de uso e cobertura do solo, se configura no primeiro objetivo específico desta dissertação.

4.7.2 Segunda fase: Calibração e validação do modelo dinâmico

O processo de calibração é composto por quatro etapas: cálculo das matrizes de transição, determinação dos pesos de evidência, teste de correlação entre as variáveis e simulação para um ano onde se tenha dados observados comparáveis.

As matrizes de transição são responsáveis por calcular o percentual de mudança entre as classes de uso do solo resultantes da comparação entre o mapa inicial e final. A matriz de etapa única corresponde a taxa de mudança para todo o período de tempo (10 anos entre 2010 e 2000) e, a matriz de múltiplas etapas, discretiza esse período de tempo em etapas em uma escala anual para obtenção da taxa líquida (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009).

Com a determinação das variáveis explicativas, cria-se um *cubo raster* (uma matriz tridimensional) composto apenas das forçantes estáticas. Avançou-se então para o cálculo dos intervalos baseados nos incrementos de cada variável e a respectiva atribuição de pesos. O método de pesos de evidência, baseado na teoria de *Bayes*, é aplicado no Dinamica EGO para a determinação de um mapa de probabilidades de transições para identificação das áreas mais favoráveis as mudanças (OLIVERA, 2019). Cada mapa recebe um peso favorável (W^+) ou não favorável (W^-) para determinada mudança. Por ser baseado na probabilidade condicional, a única exigência necessária ao método dos pesos de evidência é que as variáveis explicativas, tanto dinâmicas quanto estáticas, sejam interdependentes espacialmente. Desta forma, na etapa de correlação é testada essa dependência por meio do teste de *Cramer (V)* e *Joint Information Uncertainty* (Incerteza de Informação Conjunta - JIU). Como resultado, de acordo com Bonham-Carter (1994), quanto mais próximos de 1 maior a dependência espacial entre os pares de variáveis analisadas. Sendo assim, variáveis com correlação acima de 0,5 devem ser desprezadas ou combinadas em uma terceira variável que substituirá o par correlacionado no modelo.

Na etapa de simulação, o Dinamica EGO utiliza como regra advinda dos autômatos celulares dois funtores: *pachter* e *expander*. Enquanto o *pachter* destina-se a geração de novas

manchas, a função *expander* é responsável pela manutenção das manchas já existentes, através do processo de expansão e contração (SOARES-FILHO; CERQUEIRA; PENNACHIN, 2002). Nessa primeira simulação, que antecede a validação, ainda não há a inserção da formação de *patcher*. O interesse aqui é em analisar a manutenção das manchas existentes. Por isso os parâmetros associados a mancha (métricas da paisagem), como média e variância do tamanho da mancha, foram definidos igual 0,09 ha, que correspondem exatamente a resolução de 30 x 30 m dos mapas de entrada. A isometria da mancha, varia de 0 a 2 e, quanto mais próximo de 2, mais as manchas assumem uma forma isométrica. Nestas simulações foi definida uma isometria igual a 1,5 pois as manchas apresentaram um bom grau de isometria. Essa primeira simulação, ainda na segunda fase, tem como objetivo a obtenção de um mapa simulado para comparação com o real (obtido pelo Mapbiomas), neste caso o ano escolhido foi 2010. No processo de simulação faz-se uso do arquivo cubo raster, matriz de transição de múltiplas etapas, mapa de uso do solo inicial (T0) e pesos de evidência.

A etapa seguinte é a de validação e tem como objetivo observar se o modelo reflete ou não a realidade (ANDRADE; RIBEIRO; LIMA, 2016). Para isso, é comparado o mapa simulado de 2010 com o mapa de referência de 2010 e através de técnicas que permitam a identificação de semelhança entre eles. Uma maneira interessante de fazer essa comparação é não se restringir apenas a análise célula a célula, mas também observar concordância espacial nas proximidades (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009). No Dinamica EGO a validação do modelo é realizada por meio de uma adaptação do índice de similaridade fuzzy criado por Hagen (2003). De acordo com Caixeta (2014), o índice adaptado opera sobre os mapas de diferença entre simulado-inicial e real-inicial e não propriamente sobre os mapas finais real e simulado, como propôs inicialmente Hagen (2003). Nessa adaptação, o ajuste é penalizado em vista da distância da célula central em relação a célula que contém a classe analisada, utilizando função de decaimento constante e exponencial (ALMEIDA et al., 2008). Neste trabalho, adotou-se uma função de decaimento constante com as janelas 1x1, 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 e 11x11 e uma função de decaimento exponencial de janela 11x11. Essas janelas referem-se a matrizes de pixels de linhas x colunas.

Na Figura 19, pode-se observar como é feito o método de comparação Fuzzy para decaimento exponencial (SOARES-FILHO et al., 2009). No caso do decaimento constante, é atribuído o valor 1, caso o número referente a classe seja encontrado na janela (HAGEN, 2003).

Adicionalmente aos métodos de validação incorporados no Dinamica EGO, este trabalho também utilizou o índice *Kappa* (WU et al., 2021) para avaliar o grau de semelhança entre os mapas, como mostra a Equação 11. Esse índice proposto por Jacob Cohen em 1960

(COHEN, 1960), trata-se de um método estatístico para avaliação do nível de concordância entre dois conjuntos de dados. Quando mais próximo de 1, maior a concordância entre os dados.

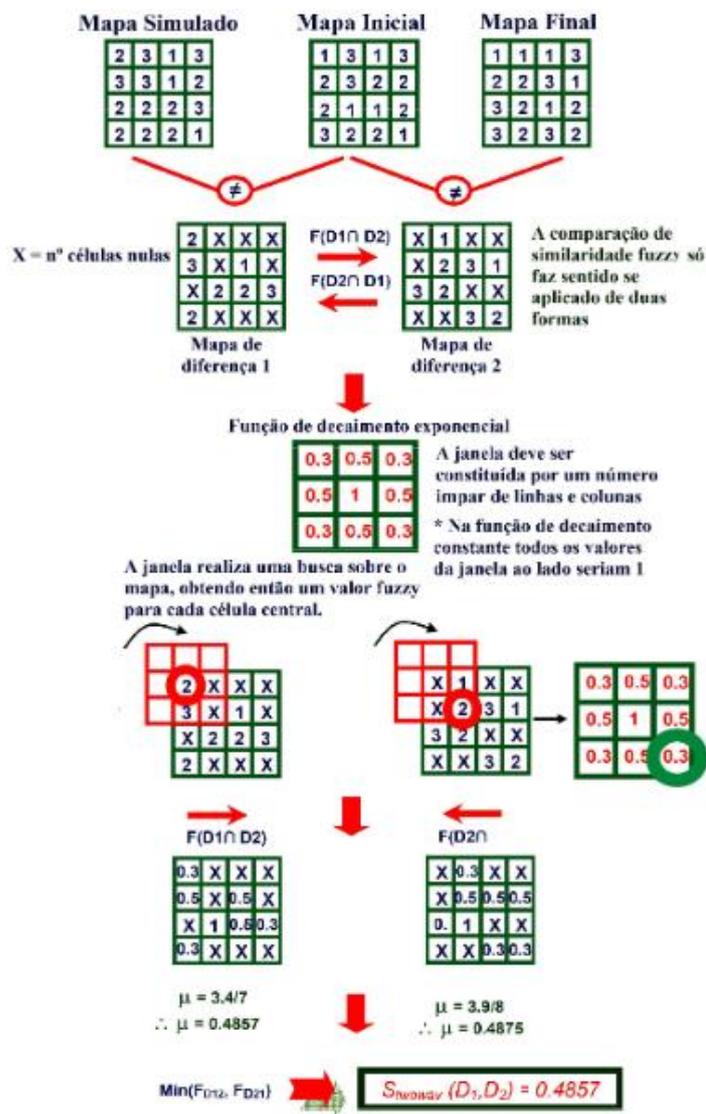
$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \tag{11}$$

Onde,

p_o – é a taxa de aceitação relativa;

p_e – é a taxa hipotética de aceitação.

Figura 19 - Aplicação da função de decaimento exponencial em mapas de diferença



Fonte: Traduzido de Soares-Filho, Rodrigues e Costa (2009); Andrade; Ribeiro e Lima (2016).

4.7.3 Terceira fase: Simulação de cenário futuro

Esta fase compreendeu o processo de simulação do cenário futuro, muito semelhante ao modelo de simulação aplicado antes da validação; contudo, com o modelo já validado e introduzindo a formação de *patcher*, alterando o número de iterações e as métricas da paisagem. O modelo simulou, a partir do mapa de uso e cobertura do solo referente a 2010 (mapa T1), a projeção de uso e cobertura do solo para 2040 (mapa T3), correspondendo a um intervalo de 30 anos de análise. Foi utilizado o software *Fragstats* (MCGARIGAL; CUSHMAN; ENE, 2012) para a geração das métricas da paisagem, que segundo Couto (2004), são algoritmos utilizados para quantificar aspectos espaciais de fragmentação da paisagem, seja isoladamente, em conjunto ou em todo o mosaico da paisagem.

A introdução do functor *patcher* nesta etapa teve como intuito possibilitar, a geração de novas manchas baseadas na dinâmica que o modelo identificou de mudanças entre 2000 e 2010.

CAPÍTULO V

5 RESULTADOS

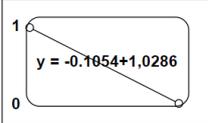
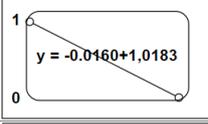
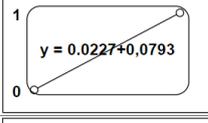
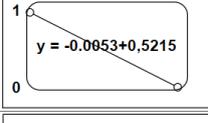
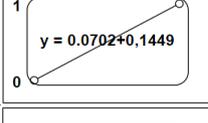
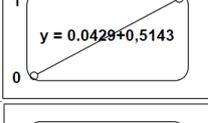
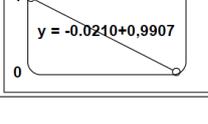
Os resultados estão apresentados em sete etapas: i - período de referência; ii - investigação das forçantes; iii - calibração e parametrização do modelo; iv - validação do modelo; v - simulação LULCC futura; vi - simulação *pib per capita* e densidade populacional; vii - período futuro.

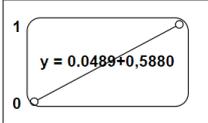
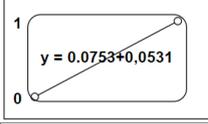
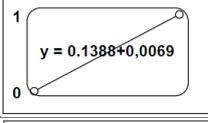
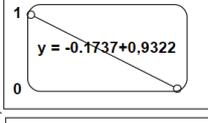
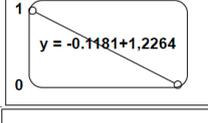
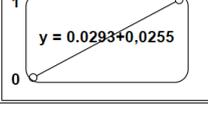
5.4 PERÍODO DE REFERÊNCIA

5.4.1 Normalização

O processo de normalização através da lógica fuzzy seguiu o disposto na Tabela 4.

Tabela 4 – Critérios de risco e o processo de normalização

Critério	Relação com o risco de inundação	Função linear fuzzy
Altimetria	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	
Declividade	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	
TWI	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
Curvatura	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	
SPI	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
Densidade de drenagem	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
Distância de cursos de água	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	

Critério	Relação com o risco de inundação	Função linear fuzzy
Valor CN	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
BIO12	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
BIO13	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	
BIO15	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	
PIB per capita	Por atuar de forma inversa ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear decrescente.	
Densidade populacional	Por atuar de forma direta ao risco de inundação, foi normalizado através de uma função linear crescente.	

5.4.2 Extração dos critérios

Com a definição dos critérios estáticos referentes a categoria vulnerabilidade e de posse dos outros dados de entrada, pode-se analisar os riscos de inundação para o estado da Paraíba por meio da abordagem GIS-MCA, como exposto na Figura 13.

Normalizados os critérios, foram aplicadas as Equações 4 e 5 para determinação do número de pontos ao longo do estado da Paraíba necessários à extração dos valores dos critérios.

Sabendo que área do estado da Paraíba é de 56.467,242 km² e que a resolução dos arquivos matriciais é de 30 x 30 m (900 m²), o tamanho da população é:

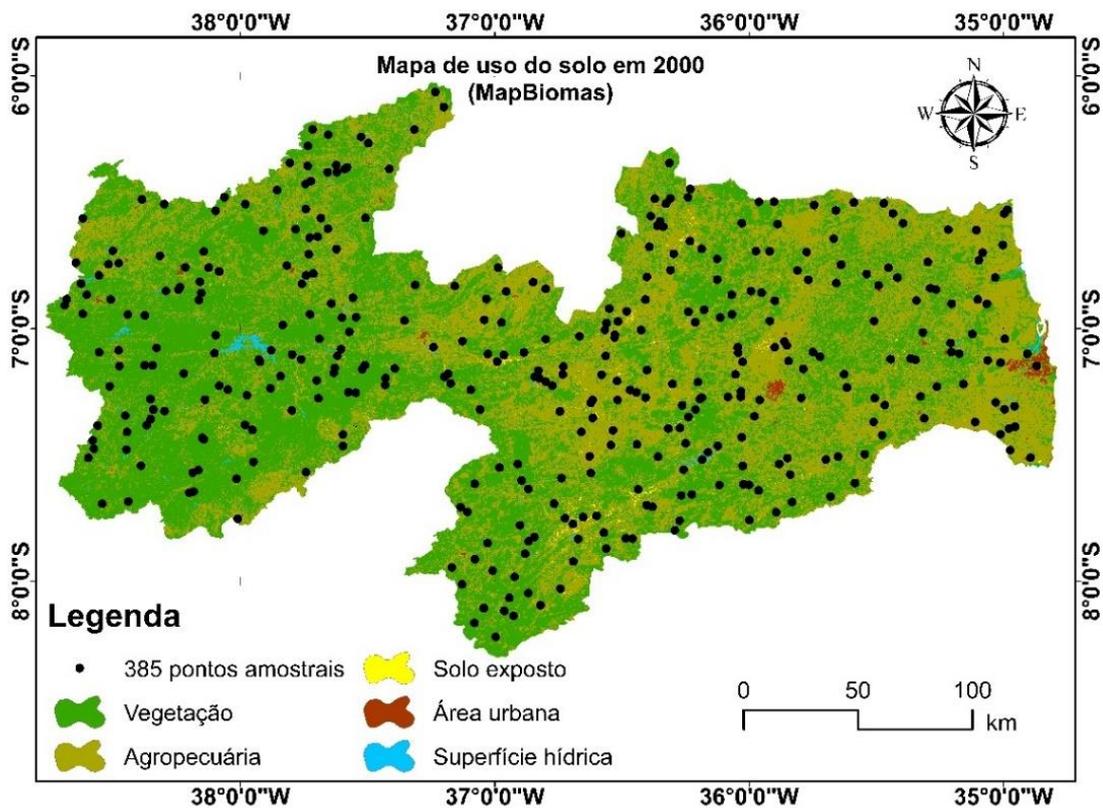
$$N = \frac{56467242000 \text{ m}^2}{900 \text{ m}^2} = 62741380$$

De posse dos valores de $z = 1,96$, $p = 0,5$ e $e = 0,05$, o tamanho da amostra é:

$$T = \frac{\frac{z^2 \cdot p(1-p)}{e^2}}{1 + \frac{z^2 \cdot p \cdot (1-p)}{e^2 \cdot N}} = 385 \text{ pontos}$$

O mapa da Figura 20 apresenta a distribuição dos 385 pontos ao longo do estado da Paraíba. Os pontos estão sendo representados sobre o mapa de uso do solo referente ao ano de 2000 (mapa T0); contudo, ressalta-se que esse processo de extração foi realizado para todos os critérios evidenciados no modelo de cenarização da Figura 13.

Figura 20 - Distribuição dos 385 pontos necessários à ponderação pelo método de entropia



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

5.4.3 Ponderação e combinação

A próxima etapa é o processo de ponderação. A partir da construção da matriz de análise, composta de 385 linhas (pontos) e 13 colunas (critérios), pôde-se utilizar as Equações 6, 7 e 8 para obtenção dos pesos. A Tabela 5 apresenta os pesos obtidos para os critérios no período de referência. Destacam-se os critérios densidade populacional, BIO12, BIO13 e BIO15 como os de maiores influência sobre o risco de inundação.

Com a obtenção dos pesos, foi realizada a álgebra de mapas em ambiente GIS, por meio da fórmula de combinação apresentada na Equação 12, onde m é o número de mapas de entrada. Os riscos de inundação foram agregados por município, por meio da estatística zonal

por maioria de pixels, para facilitar a etapa de validação. O mapa da Figura 21 apresenta o resultado da combinação entre pesos e critérios. A densidade populacional e as variáveis bioclimáticas BIO12, BIO13 e BIO15 foram as que apresentaram maiores influências sobre o risco de inundação. A tendência de maiores pesos é consequência do grau de diversidade de que tais critérios armazenam, sendo, portanto, rico em informações. No mapa da Figura 18 pode-se observar que a zona costeira do estado da Paraíba é a que apresenta maiores riscos de inundação. Esse quadro é consequência, principalmente, da alta densidade populacional na região metropolitana de João Pessoa e das maiores intensidades e regularidade de chuvas apresentadas no litoral.

Tabela 5 - Pesos referentes ao período de referência - PR

CRITÉRIOS (C)	PESOS
	(W) PR
Densidade de drenagem	2,17E-02
Densidade populacional	2,88E-01
Distância de rios	3,74E-03
Valor CN	3,88E-02
PIB per capita	2,60E-03
SPI	7,42E-02
TWI	5,99E-02
Declividade	8,49E-04
Curvatura	3,36E-04
Altimetria	2,14E-02
BIO12	2,02E-01
BIO13	1,46E-01
BIO15	1,41E-01

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

$$R = \sum_{i=1}^m W_i \times C_i \quad (12)$$

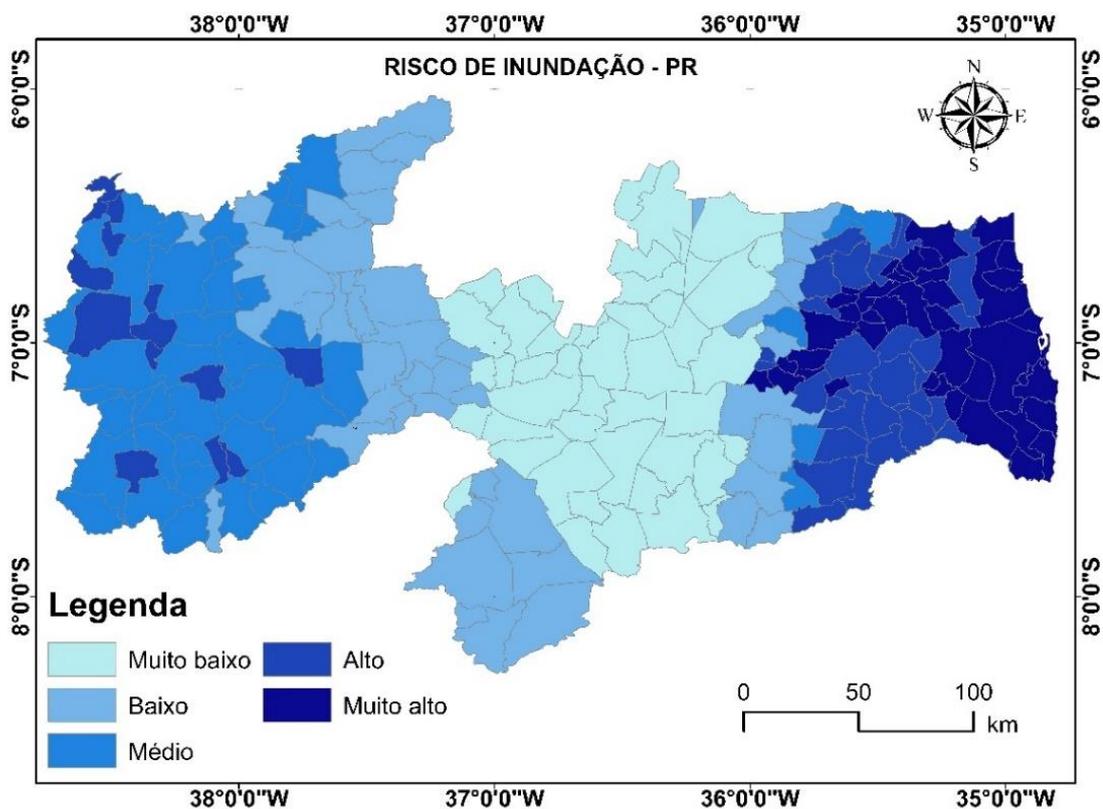
Onde,

R – risco de inundação;

W – pesos;

C – critérios.

Figura 21 - Níveis de riscos de inundação por município para PR



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

5.4.4 Validação

A etapa de validação foi realizada considerando o período de tempo coincidente com o período de referência, isto é, entre 1970 e 2000, e se utilizando das informações fornecidas por ABDN (2013) e Lisboa (2006). Como o mapa de riscos de inundação gerado é específico para o PR, então as informações utilizadas para validar o resultado necessitam também estar inclusas em PR. Devido à pouca disponibilidade de informações que retratem os problemas vivenciados entre a década de 70 e o início do século XXI, os documentos utilizados foram os únicos encontrados com informações sobre municípios paraibanos que sofreram com inundações nesse período. A Tabela 6 mostram os resultados obtidos através da Equação 1.

Do resultado da Figura 21 pode-se destacar algumas evidências. O resultado acima de 70% validou o modelo de riscos de inundação e permitiu a simulação dos riscos para o PF. Dentre as bacias hidrográficas paraibanas, as com maiores riscos de inundação no mapa resultante de PR foram as do Rio Mamanguape, Rio Paraíba (Baixo Vale) e Rio Piranhas (Sub-Bacia do Rio Piancó), coincidentemente três das quatro bacias evidenciadas no Plano Estadual de Recursos Hídricos (PARAÍBA, 2006) como as que mais sofrem com as inundações. Além

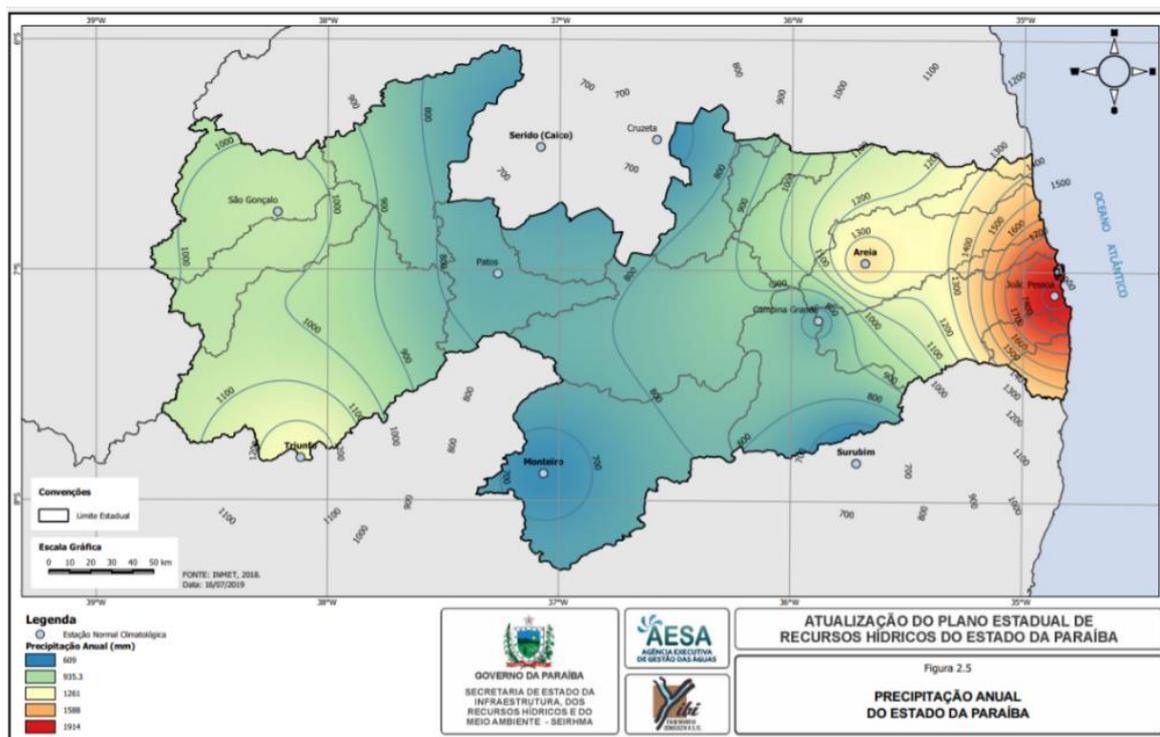
disso, a parte central do estado da Paraíba que ficou caracterizada, em sua maioria, como nível muito baixo, é justamente a zona que mais sofre com os baixos índices pluviométricos (PARAÍBA, 2018), sabendo que a precipitação é um fator potencial na geração dos riscos de inundação. A imagem da Figura 22 evidencia a baixa pluviometria na zona central do estado da Paraíba. A paleta de cores vai do azul (baixa pluviometria) até o vermelho (alta pluviometria).

Tabela 6 - Resultado da validação baseado na análise de inundações por municípios

Nº	MUNICÍPIOS ATINGIDOS POR INUNDAÇÕES	NÍVEL	DETECÇÃO	NÍVEL DE CONCORDÂNCIA
1	Sousa	Médio	*	
2	São João do Rio do Peixe	Médio	*	
3	São Bento	Baixo		
4	Alagoa grande	Médio	*	
5	Bayeux	Muito alto	*	
6	Campina Grande	Baixo		72,72%
7	João pessoa	Muito alto	*	
8	Mulungu	Alto	*	
9	Santa Rita	Muito alto	*	
10	Solânea	Alto	*	
11	Pombal	Baixo		

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Figura 22 - Precipitação anual do estado da Paraíba



Fonte: Paraíba (2018).

5.5 INVESTIGAÇÃO DAS FORÇANTES

A investigação das forçantes foi realizada por meio de revisão de literatura. Muitas variáveis que explicam as mudanças de uso e cobertura do solo são consideradas globais (BRITO, 2021) e foram consideradas neste estudo. Dentre as variáveis selecionadas e apresentadas na Tabela 7, apenas a variável influência da vizinhança é considerada como variável dinâmica, pois ao longo das iterações (anuais) as mudanças são verificadas sobre classes que estão em mudanças. Desta forma, o mapa de distâncias das classes de uso do solo é gerado contabilizando as mudanças que ocorrem ao longo das iterações.

A variável proximidade a corpos hídricos foi concebida a partir da geração de distâncias euclidianas, em ambiente GIS, dos rios do estado da Paraíba. Da mesma forma a variável acessibilidade foi gerada a partir do uso de distâncias euclidianas, porém nesta aplicação tendo como foco as rodovias estaduais e federais que cortam o estado. Uma evidência local dessa proximidade com rodovias é o caso da influência do contorno rodoviário da BR-230 sobre João Pessoa (CASTRO, 2015), pois as rodovias possuem uma dinâmica particular com o espaço intraurbano e promovem alterações em sua geomorfologia, uso do solo e acessibilidade (CASTRO et al., 2015).

A altimetria foi incorporada por meio de um MDE do Índice Topodata (VALERIANO; ALBUQUERQUE, 2010) subproduto do SRTM e a declividade foi gerada como subproduto do MDE em ambiente GIS. As unidades de conservação foram trabalhadas como variáveis categóricas pelo fato da divisão em classes: Unidades de Proteção Integral e Unidades de Uso Sustentável. Na primeira classe admite-se o uso indireto dos recursos naturais, com exceções previstas em lei; a segunda permite o avanço das atividades humanas (uso dos recursos) desde que regulada e tendo como base a sustentabilidade (BRASIL, 2000).

Sendo assim, o Dinamica EGO reconhece a divisão em classes e pondera baseado no que cada uma promove de expansão ou retração das mudanças de uso do solo. No caso das Áreas de Preservação Permanente (APPs), pelo fato de possuírem diversas classes, não foram incluídas como variável categórica no modelo. A forma utilizada para investigar sua influência foi gerando distâncias euclidianas a essas classes, que para Paraíba totaliza 28 diferentes tipos de APPs.

De forma particular para o estado da Paraíba, duas variáveis foram incorporadas no modelo através da subtração de dados de diferentes datas (RUFINO; SILVA, 2017): PIB per capita e densidade populacional. Essas duas variáveis não foram analisadas de forma estática

para um ano em específico, mas foram incorporadas de forma dinâmica por meio da variação (diferença) entre os resultados dos censos 2000 e 2010.

Tabela 7 - Forçantes das mudanças de uso e cobertura do solo

Forçante	Hipótese	Referências	Fonte de dados
1. Proximidade à corpos hídricos	Historicamente, a proximidade com os corpos hídricos sempre foi um fator de atração para assentamentos iniciais de vilarejos e comunidades. Hoje em dia, mesmo as cidades negando a existência dos rios degradados em seu meio, a proximidade aos corpos hídricos ainda é um fator de risco de inundação por suas áreas marginais serem normalmente ocupadas de forma irregular. Nas zonas rurais áreas alagáveis/inundáveis são normalmente próximas a corpos hídricos..	Gounaridis et al., 2019; Fitawok et al., 2020	AESA
2. Acessibilidade	A acessibilidade é caracterizada pela proximidade a estradas e rodovias. Os locais com proximidade a essas vias tendem a atrair maiores dinâmicas e mudanças de ocupação.	Falah, Karimi, Harandi (2020)	AESA (2021)
3. Altimetria	Áreas com baixa altitude são mais sujeitas as mudanças de uso do solo (são as primeiras a serem ocupadas na maioria das vezes)	Dey et al. (2021)	Valeriano e Albuquerque (2010)
4. Declividade	Geralmente, as superfícies planas são mais atraentes para as atividades humanas, pois não necessitam de alterações topográficas.	Li et al. (2018); Shu et al. (2020)	Valeriano e Albuquerque (2010)
5. Unidades de conservação	Áreas restritivas coíbem determinados tipos de uso e ocupação do solo.	González-González et al. (2021)	MMA (2019)
6. Distâncias às APPs	Áreas restritivas coíbem determinados tipos de uso e ocupação do solo.	Inouye et al. (2015)	CAR (2021)
7. Influência da vizinhança	Mudanças no uso e ocupação do solo tendem a atrair mais mudanças (maior dinâmica)	Newland et al. (2018); Li, Yeh (2020)	Gerado no próprio Dinamica EGO
8. Atração urbana baseada no aumento de renda (2000 - 2010)	Locais com melhores condições de renda tendem a atrair principalmente um maior e mais rápido processo de urbanização.	Pena (2015); Hoseinpour, Zebardast, Majedi (2017)	IBGE
9. Variação da densidade populacional (2000-2010)	Áreas com variações crescentes da densidade populacional tendem a atrair ainda mais a urbanização	Nyamekye et al. (2021)	IBGE (2000) e IBGE (2010)

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

A atração urbana baseada na renda *per capita* baseou-se na Lei da Gravitação Universal de Einstein e foi calculada no Dinamica EGO através do functor “Calc Interaction Potential Map”. Nesse caso, no lugar da massa (m), utilizado por Einstein, foi considerado o PIB *per capita* como fator atrativo para as mudanças de uso do solo. Municípios onde a variação de PIB *per capita* aumentou tendem a atrair ainda mais a urbanização; contudo, nos quais houve um decréscimo, o poder de atração não é tão grande.

No caso da densidade populacional, os dados inicialmente distribuídos por setor censitário para 2000 e 2010 foram deslocados para pontos centrais e posteriormente foram interpolados pelo método *kernel*, como aplicado por Rufino e Silva (2017). Esse procedimento de transferir as informações, antes agregadas por setores censitários, para uma espacialização através de superfícies, foi realizado com o intuito de que as mudanças de uso do solo fossem analisadas de forma contínua no espaço. Uma evidência local dessas mudanças provocadas por PIB *per capita* e densidade populacional é a urbanização desordenada em João Pessoa. O fluxo migratório tem sido induzido por um modelo concentrado de industrialização. Como exemplo, a população da região metropolitana de João Pessoa, que concentra a maior parte do PIB estadual, tem crescido muito nos últimos anos (SILVA, 2014).

5.6 CALIBRAÇÃO E PARAMETRIZAÇÃO DO MODELO

No processo de calibração, mais especificamente na etapa de correlação, houve dependência espacial entre Unidades de Conservação e altimetria para algumas transições de uso do solo, ou seja, o teste de Cramer foi superior a 0,5. Não houve incidência de correlação apontada pelo teste Joint Information Uncertainty.

Para corrigir a dependência apontada pelo teste de Cramer, a variável altimetria foi retirada das transições onde houve correlação, sendo dada a preferência de permanência no modelo às Unidades de Conservação. Tal preferência se justifica pelo fato de a variável altimetria variar bastante entre valores positivos e negativos ao longo dos intervalos e pela necessidade de que o modelo entenda as Unidades de conservação como fator restritivo de certos tipos de mudanças de uso do solo.

Na primeira etapa de simulação o modelo gerou o mapa de uso e cobertura de solo para 2010. Essa exigência é para que haja a comparação entre o mapa de uso do solo simulado e o real. A Figura 23 exibe a comparação espacial entre ambos mapas. Nesta etapa de ajuste e execução do modelo de simulação, os parâmetros como tamanho médio, variância e isometria da mancha foram definidos a partir da resolução dos arquivos matriciais, como exposto

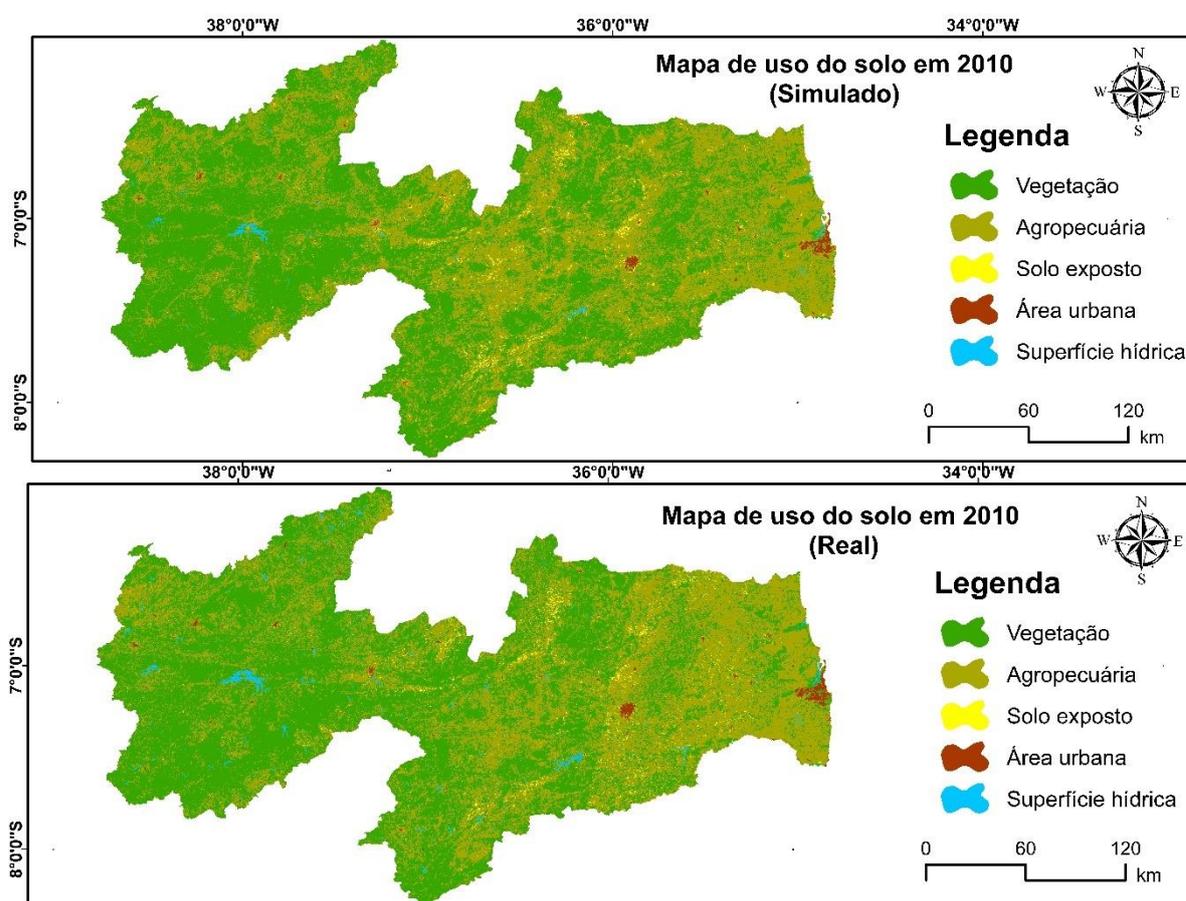
anteriormente na metodologia. A Tabela 8 apresenta os valores utilizados como parâmetros no modelo.

Tabela 8 - Parâmetros utilizados na execução do modelo de simulação de uso do solo

Uso do solo			
Tipo	Tamanho médio	Variância	Isometria
Vegetação (1)	0.09	0.09	1.5
Agropecuária (2)	0.09	0.09	1.5
Solo exposto (3)	0.09	0.09	1.5
Área urbana (4)	0.09	0.09	1.5
Superfície hídrica (5)	0.09	0.09	1.5

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Figura 23 - Comparação entre os mapas simulado e real para 2010.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

5.7 VALIDAÇÃO DO MODELO

Na validação do modelo de simulação, utilizou-se as funções de decaimento exponencial e constante nas janelas 11x11 e 1x1; 3x3; 5x5; 7x7; 9x9; 11x11, respectivamente, com o intuito de avaliar o grau de similaridade entre os mapas simulado e real. Quanto mais

próximo de 1 (100%) for o resultado, maior a similaridade entre ambos. Na escolha dos valores de similaridades quanto a função de decaimento constante, recomenda-se que sejam observados os valores mínimos, pois mapas randômicos tendem a produzir ajustes artificiais altos quando comparados de forma unívoca, porque dissipam as mudanças sobre todo o mapa (SOARES-FILHO; RODRIGUES; COSTA, 2009).

Utilizando a função de decaimento exponencial com janela 11x11, obteve-se 0,50. Esse valor é aceitável de acordo com a literatura, uma vez que Novaes et al. (2011) indicam que valores próximos a 0,4 denotam uma boa semelhança entre o mapa simulado e real. O valor obtido nesta pesquisa é superior, por exemplo, ao obtido por Caixeta (2014), o qual obteve 0,45 de similaridade, e Oliveira (2019), o qual, obteve 0,49. A Tabela 9 apresenta os valores para a função de decaimento exponencial. Na validação por meio da função de decaimento constante obteve-se 0,49 e 0,59 para janelas de 3x3 e 5x5, respectivamente. O modelo apresenta similaridade superior a 50% em resoluções a partir de 3 células, ou seja, 45 metros; levando em consideração que a resolução da célula é de 30 metros e o raio de busca da janela é a metade da resolução, 15 metros. Este resultado é válido, pois de acordo com Macedo et al. (2013), valores oscilando entre 0,45 e 0,5 nas janelas 3x3 e 5x5 denotam concordâncias aceitáveis para o modelo, compreendendo que esse índice não leva em consideração áreas de não-mudança, as quais são encarregadas de sobrestimar índices de ajuste em geral (ALMEIDA et al., 2008; SOARES-FILHO; RODRIGUES; FOLLADOR, 2013). A Tabela 9 apresenta os valores para a função de decaimento constante.

Tabela 9 - Funções de decaimento exponencial e constante

Decaimento exponencial		Decaimento constante		
Tamanho das janelas	Valor	Tamanho das janelas	Min. similaridades	Máx. similaridades
1	0.268	1	0.268	0.306
3	0.436	3	0.498	0.518
5	0.474	5	0.592	0.629
7	0.488	7	0.639	0.720
9	0.496	9	0.673	0.783
11	0.500	11	0.702	0.829

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

De forma externa aos métodos de validação incorporados no Dinamica EGO, o índice *Kappa*, um dos métodos de validação mais conhecidos, apresentou um bom resultado de acordo com o exposto na Tabela 10. A validação gerou um índice de 0,50, classificando-a como bom.

Tabela 10 - Agrupamento qualitativo do coeficiente Kappa.

Índice <i>Kappa</i>	Desempenho
< 0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977).

É interessante destacar alguns nuances do processo de validação neste trabalho. A definição da melhor alternativa de calibração, que é constatada no processo de validação, se baseou na observação das três formas de validação: decaimento exponencial e constante e índice Kappa.

Algumas calibrações realizadas resultaram em índices *Kappa* excelentes, com valores superiores a 0,8; contudo, as similaridades observadas a partir dos métodos de decaimento não seguiam os padrões impostos pela literatura para que fossem aceitos como válidos. Essa decisão de dar preferência aos resultados de validação próprios do Dinamica EGO, baseou-se no fato de que muitas das vezes, índices de ajustes como o *Kappa*, contabilizam em suas comparações também as áreas que não mudaram, superestimando o modelo.

5.8 SIMULAÇÃO LULCC FUTURA

Nesta etapa de ajuste e execução para a simulação, com o modelo validado, os parâmetros como tamanho médio e variância foram definidos a partir do software *Fragstats*. A relação *pachter/expander* define o quanto de porcentagem das mudanças serão atribuídas a determinado tipo de functor. Nesta pesquisa foi definido que 100% (*pachter/expander* = 1) das mudanças ficariam a cargo do *expander*, isto é, do processo de expansão e contração das manchas. Foram verificadas outras atribuições de porcentagens de mudanças de uso do solo; entretanto, a dinâmica do mapa final de uso do solo para 2040 apresentou mudanças muito repentinas e que não condiziam com a realidade da dinâmica da paisagem de uso e cobertura do solo para o estado da Paraíba, como por exemplo, o surgimento de manchas urbanas de

forma muito acelerada para um intervalo de 30 anos de análise. A tabela 11 apresenta estes valores.

Tabela 11 - Parâmetros utilizados na execução do modelo de simulação de uso do solo

Tipo	Uso do solo			
	Tamanho médio	Variância	Isometria	<i>Patcher/expander</i>
Vegetação (1)	35,0419	7532,1602	1.5	1
Agropecuária (2)	22,4928	4337,7381	1.5	1
Solo exposto (3)	1,8247	5,8725	1.5	1
Área urbana (4)	50,8866	396,5443	1.5	1
Superfície hídrica (5)	7,8557	129,4751	1.5	1

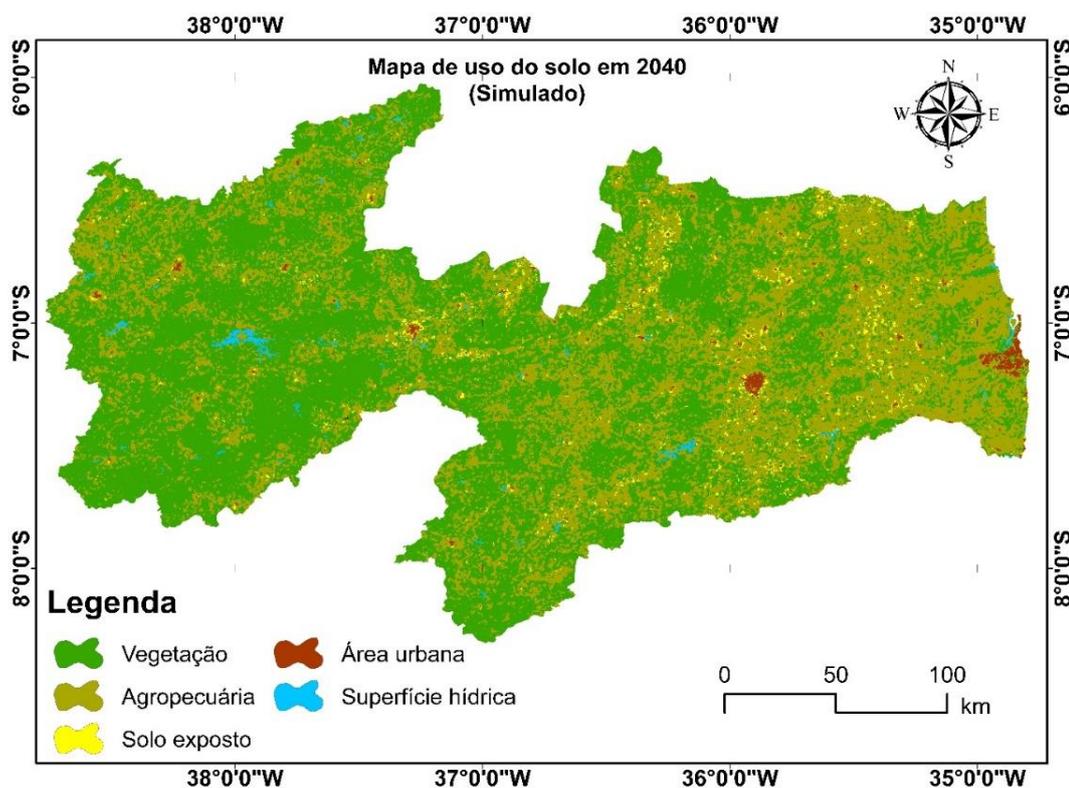
Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

De acordo com os critérios utilizados e a simulação efetuada, o uso e a cobertura do solo da Paraíba (Figura 24), em 2040, sofrerá algumas mudanças significativas como mostra a Tabela 12. A primeira mudança é em relação a vegetação. Essa classe abrange os usos caracterizados como formação florestal e formação não florestal, segundo o MapBiomas. Entre 2010 e 2040 (2,29%) percebe-se uma manutenção da porcentagem de mudança ocorrida entre 2000 e 2010 (1,31%), com pouquíssima variação. Essa tendência de conservação da vegetação, com leve aumento de 0,98% entre 2010 e 2040, é fruto de um maior atendimento as políticas ambientais. Além disso, como o modelo de autômato celular baseia-se na análise de tendência observada, o aumento da vegetação em 2040 pode ser explicado pela tendência de aumento já verificada entre 2000 e 2010 com os mapas reais.

A segunda mudança é verificada na classe agropecuária. Essa classe refere-se à ação antrópica sobre a vegetação e é caracterizada pelas atividades agrícolas e pecuárias. Há uma tendência de diminuição deste tipo de uso do solo desde 2000. Essa redução também se configura como a manutenção da variação percentual entre 2000 e 2010. As causas desse pequeno decréscimo podem ser devido à escassez de água em algumas localidades, falta de investimentos no setor ou até mesmo a diminuição das pastagens e áreas férteis para plantio. Com o uso constante do solo, muitas das vezes com práticas inadequadas de manejo e usos de agrotóxicos, o solo tende a se degradar. A terceira mudança ocorre na classe de solo exposto. Nessa classe, em específico, tem havido um crescimento substancial ao longo dos anos analisados. Com a diminuição de áreas e pastagens por consequência da agropecuária, presume-se que mais solos serão degradados e possuirão características tipo “solo exposto”, isto é, sem vegetação. Essa tendência de aumento do solo exposto é uma evidência da possibilidade de

aumento das inundações, principalmente porque as alterações são geralmente muito próximas às áreas urbanas.

Figura 24 - Mapa de uso e cobertura do solo simulado para o ano de 2040



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Tabela 12 - Taxas de mudanças de uso e cobertura do solo

Classes	Área (ha)			Variação (%)	
	2000	2010	2040	2000-2010	2010-2040
Vegetação	3138915	3180018	3252762	1,31	2,29
Agropecuária	2433815	2313924	2221874	-4,93	-3,98
Solo exposto	19285	60988	86137	216,25	41,24
Área urbana	27348	34450	40377	25,97	17,20
Superfície hídrica	30567	60717	48947	98,64	-19,39

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

A quarta mudança é constatada no uso e ocupação do solo definido como área urbana. A tendência de aumento ao longo dos anos e com crescimento percentual de 17,20% em relação a 2010, é explicado pela urbanização que segue o desenvolvimento econômico e promove o êxodo rural. Sabendo que áreas impermeabilizadas possuem grande influência na geração de

riscos de inundação, tal aumento é diretamente proporcional a possibilidade de mais ocorrências de inundação para o futuro. Por fim, como última mudança é verificada a diminuição da superfície hídrica para o futuro. Essa redução é provocada pela constante demanda por água, a diminuição dos índices pluviométricos e aumento da temperatura, como evidenciado em estudos climáticos (IPCC, 2021).

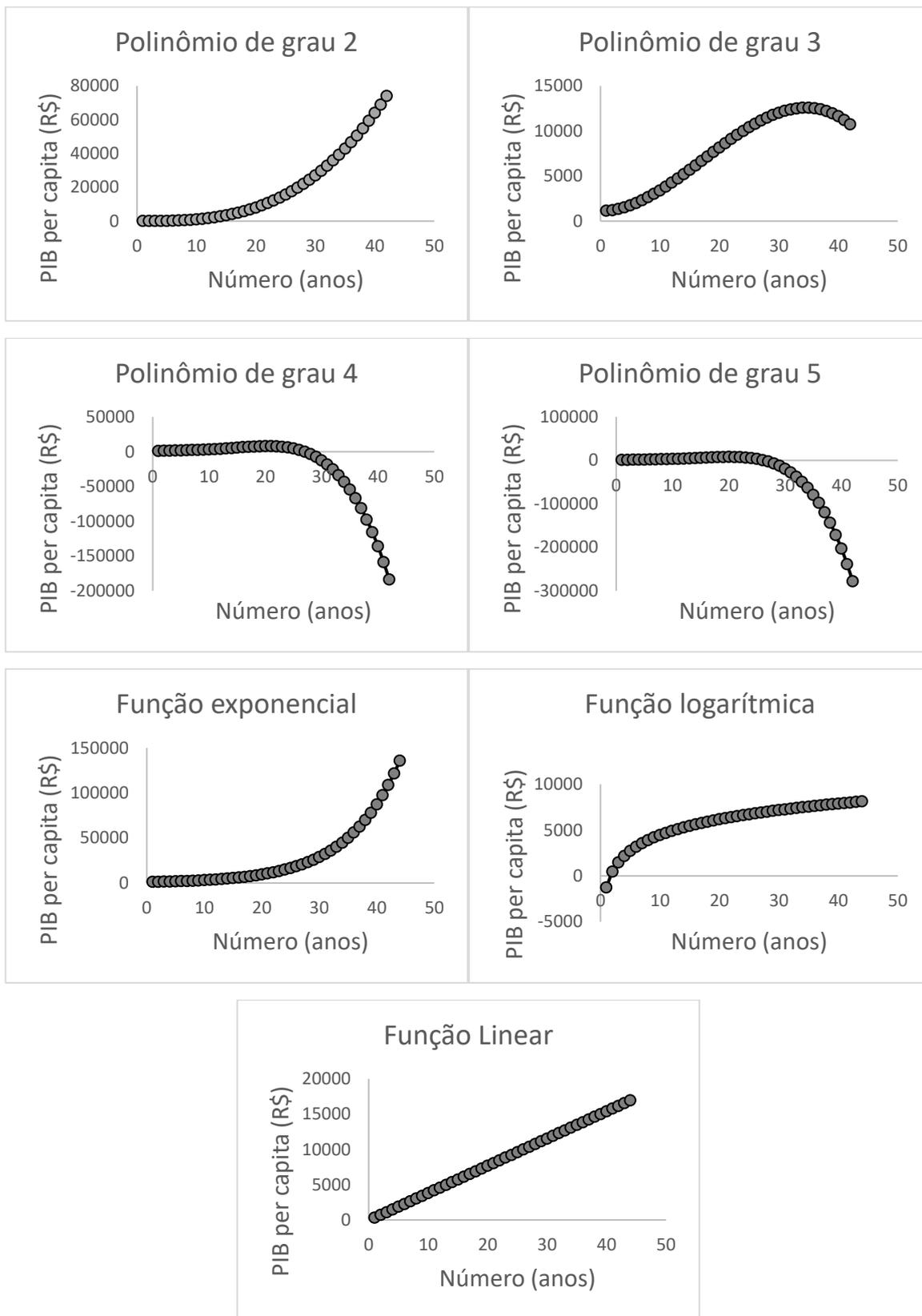
5.9 SIMULAÇÃO PIB PER CAPITA E DENSIDADE POPULACIONAL

5.9.1 PIB per capita

Para verificação de qual função matemática mais se assemelha ao comportamento dos dados de PIB per capita, entre 1999 e 2018, foram observados o R^2 e o potencial de projeção para o futuro. Percebeu-se que devido a pouca disponibilidade de dados para a série histórica, apenas 20 anos, o R^2 não desempenhou um papel crucial na determinação. Funções mesmo com altos valores de métrica de desempenho não foram adequadas para projeção de PIB per capita, pois os valores simulados para 2040 destoavam da realidade dos municípios. Para avaliar o comportamento das funções matemáticas foi escolhida a cidade de Água Branca para elaboração de gráficos (Figura 25) comparativos para análise. Nesses gráficos, o eixo x corresponde ao número de anos do intervalo utilizado, ou seja, inicia-se com o ano 1 (1999) e finaliza em com o ano 45 (2043).

As funções polinomiais foram as que apresentaram melhores valores de R^2 . A função de grau 2 apresentou bons valores de projeção; contudo com uma tendência de superestimação. A função de grau 3 após determinado período de tempo tende a decrescer os possíveis valores de PIB per capita e esse comportamento destoa da realidade observado no período de referência. A tendência, com o desenvolvimento e econômico, é que haja o crescimento do PIB per capita, mesmo que muitas das vezes, com taxas decrescentes ou picos de queda. As funções de grau 4 e 5 tendem a retornar valores negativos para o PIB per capita em 2040; sendo, portanto, incoerente com a realidade de projeção desses valores. A função exponencial apresentou valores ótimos de R^2 e em muitas ocasiões superou o desempenho da função polinomial de grau 2; contudo, existe uma tendência ainda maior que a função polinomial de superestimação dos valores de PIB per capita. Os valores gerados para 2040 foram inconcebíveis do ponto de vista de observação do comportamento dos dados até 2018. A função logarítmica também não desempenhou uma boa projeção para os valores de PIB per capita, pois há uma tendência de estacionariedade dos valores, com o crescimento a taxas decrescentes. Infelizmente, com a pouca disponibilidade de dados não é possível prever com maior acurácia a tendência em determinados municípios.

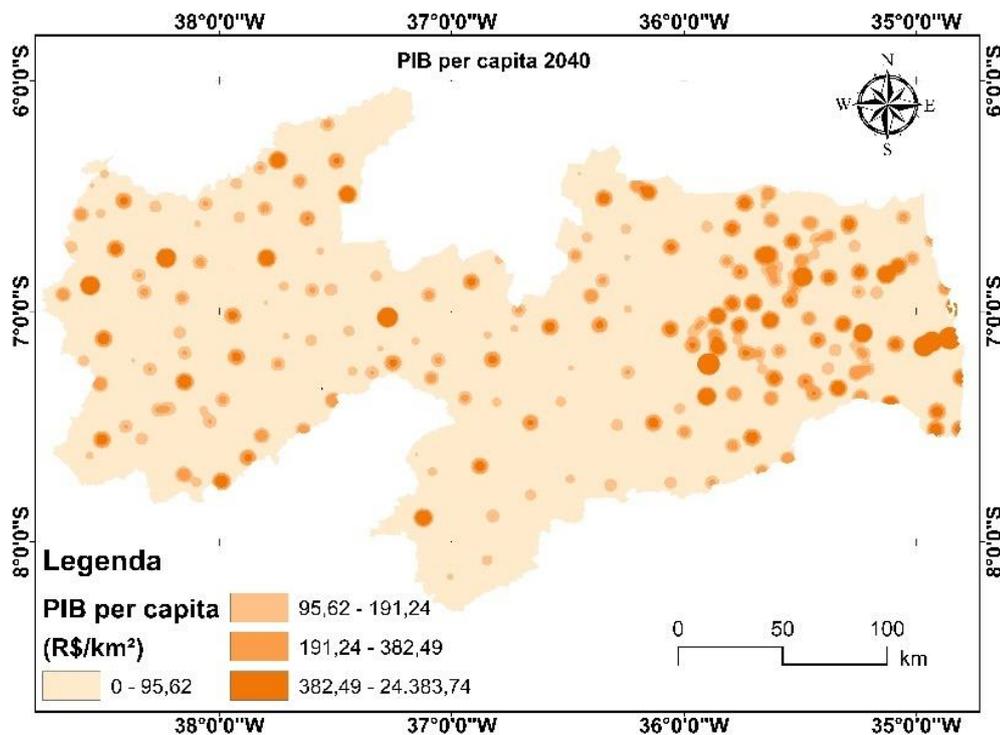
Figura 25 - Funções matemáticas aplicadas ao município de Água Branca



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Por fim, mesmo não apresentando os melhores valores de R^2 , a função linear foi definida como forma de comportamento dos dados de PIB per capita dos municípios paraibanos. Embora muitos municípios apresentem picos de quedas e crescimento de forma alternada, com comportamentos que não se assemelham a nenhum tipo de função matemática utilizada, a análise realizada neste trabalho se configura como uma aproximação. Uma simulação real do PIB per capita necessitaria levar em consideração muitas variáveis econômicas e projeções das variações de mercado em escala local, estadual e nacional. Os dados simulados a partir de funções lineares, bem como os valores de R^2 estão apresentados nas Tabelas 14 a 19 em anexo. O mapa projetado de PIB para 2040 é apresentado na Figura 26.

Figura 26 - Projeção de PIB para 2040 a partir das manchas urbanas dos municípios



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

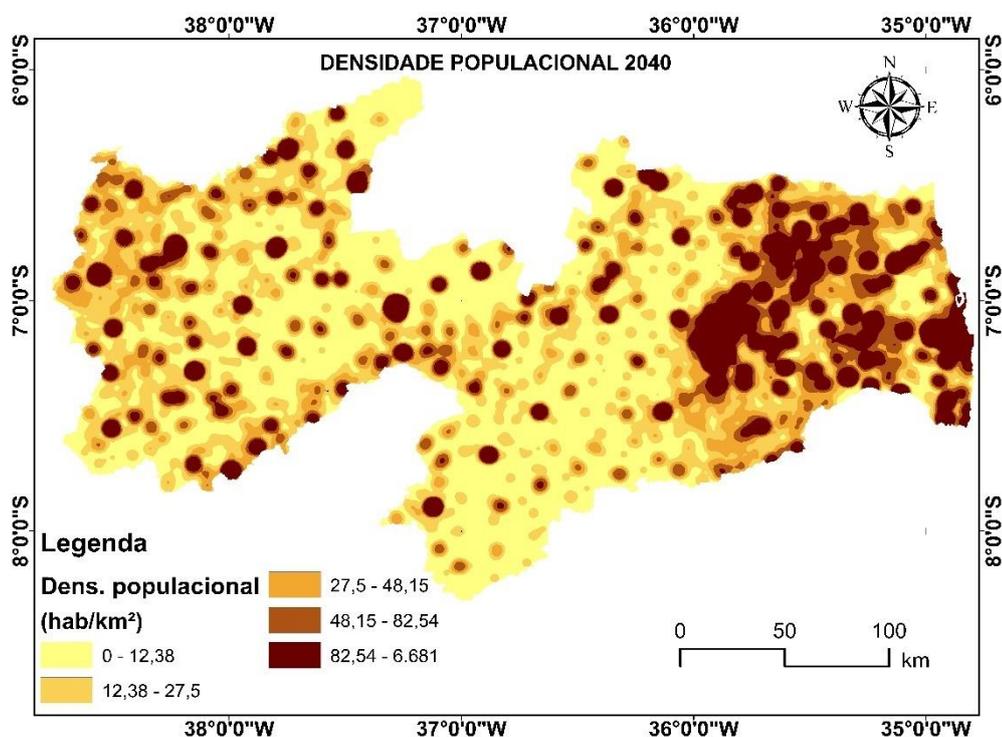
5.9.2 Densidade populacional

As informações de residentes por setor censitário, referentes a malha de 2010, foram projetadas para 2040 a partir da metodologia aplicada pela FUNDACE (2021). O resultado pode ser contemplado na Figura 27. A partir da metodologia aplicada, considerando a participação de cada setor censitário na população total do estado, a projeção foi de aumento da densidade demográfica para todos os municípios. Embora entenda-se que alguns destes municípios não apresentarão aumento de suas populações, mas sim um decréscimo ao longo

dos anos, conduzir a pesquisa com métodos matemáticos mais propícios para a estimativa populacional, como curva logística, método geométrico, método dos componentes demográficos e outros, demandaria esforços adicionais para a pesquisa e não seriam capazes de promover uma eficiente previsão populacional. Como neste trabalho, só são utilizados dados populacionais referentes aos anos de 2000 e 2010, o comportamento do gráfico para apenas dois pontos não é suficiente para a análise.

Analisando os dois mapas referentes a densidade populacional (PR e PF), é perceptível uma tendência de concentração maior da população em algumas das maiores cidades paraibanas, como João Pessoa, Campina Grande e Patos.

Figura 27 - Projeção de densidade populacional para 2040



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

5.10 PERÍODO FUTURO

Para o período futuro, a análise consistiu em dois contextos de análise. No primeiro foram observadas as situações dos municípios no caminho SSP245, para que pudessem ser comparadas com a situação observada no período de referência. A escolha do caminho SSP245 é porque ele representa a continuação das narrativas atuais da sociedade para o futuro. Sendo assim, o intuito foi analisar o *status quo*, isto é, a situação dos municípios paraibanos quanto aos riscos de inundação em 2040, caso a sociedade permaneça com as mesmas políticas e

tendências de desenvolvimento atuais. Como no método de entropia o processo de ponderação é baseado na quantidade de informação armazenada nos dados de entrada; então, como para alguns critérios os dados de entrada para PF não são os mesmos, os pesos entre os dois períodos são diferentes. Para que fosse possível realizar a comparação entre PR e PF, os pesos de PR foram fixados para análise.

No segundo contexto de análise, utilizando realmente os pesos obtidos a partir dos critérios dinâmicos, a investigação quanto aos riscos de inundação foi conduzida na escala de bacia hidrográfica nos caminhos SSP245 e SSP585. Essa decisão foi adotada, pois a drenagem não segue os limites territoriais dos municípios e sim os das bacias hidrográficas. De acordo com Zhang, et al. (2020), a bacia hidrográfica está intrinsicamente associada ao desenvolvimento econômico sustentável e à segurança ecológica de uma região, apresentando maiores possibilidades de ocorrência de inundações. Além disso, inundações em bacias são definidas como desastres de grande escala.

5.10.1 Contexto I

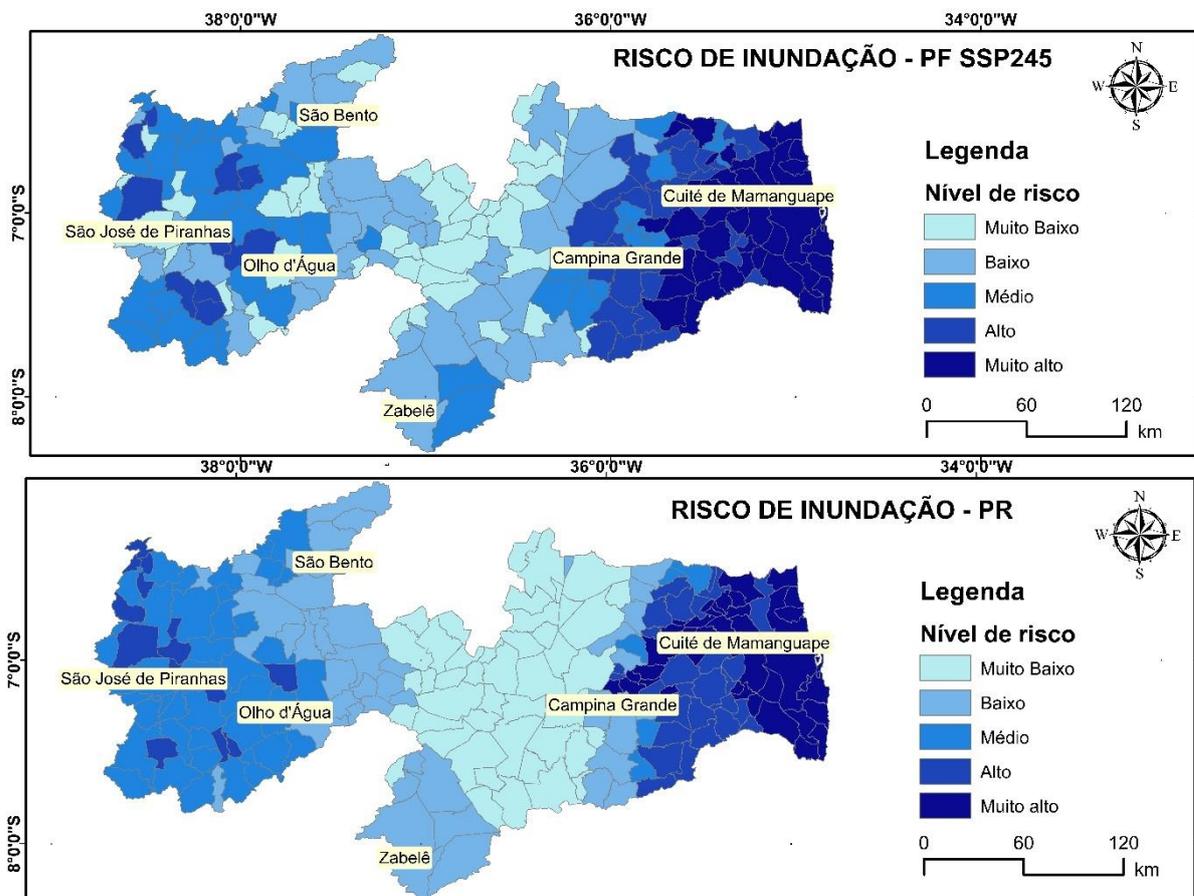
A partir do mapa da Figura 28, pode-se obter algumas constatações: houve municípios que apresentaram aumento e outros que apresentaram diminuição do risco de inundações. Os critérios que promoveram essas mudanças foram os considerados dinâmicos, a saber: PIB per capita, valor CN, densidade populacional e as variáveis bioclimáticas. Estes dois tiveram maior contribuição por serem os de maior influência sobre o risco de inundação. Observando o mapa para o período futuro, percebe-se um aumento dos riscos de inundação, principalmente nos municípios próximos ao litoral. Essa tendência é em grande parte consequência dos altos valores de densidade populacional de uma região que possui maiores atratores socioeconômicos, por exemplo, o turismo como forte contribuinte para a economia.

Como são muitos os municípios integrantes do estado da Paraíba, serão analisados de forma mais particular os seis em destaque na Figura 28. Mesmo com a tendência de aumento do risco de inundação nos municípios a leste do estado da Paraíba, alguns destes apresentaram um decréscimo nos riscos de inundação, como é caso de Cuité de Mamanguape que passou do nível “Muito alto” (PR) para “Alto” (PF). Tal mudança é explicada pela diminuição da pluviometria total anual (BIO12) e da precipitação do mês mais chuvoso (BIO13). Outros municípios próximos, como Areia, Pilões, Borborema, Pirpirituba, Solânea, Duas Estradas e Sertãozinho também sofreram com a redução dessas duas variáveis bioclimáticas.

Campina Grande apresentou um aumento do risco de inundação do nível Baixo (PR) para Médio (PF). Essa mudança é consequência do aumento da densidade populacional, da

diminuição da sazonalidade da precipitação (BIO15) e de um considerável aumento da precipitação total anual (BIO12). O município de Zabelê, situado no sul do estado da Paraíba, apresentou uma redução do nível Baixo (PR) para Muito Baixo (PF). Essa condição é explicada pela diminuição das variáveis bioclimáticas BIO12 e BIO13. Olho d'Água foi outro município que apresentou um decréscimo do risco de inundação. Nele, em específico, é possível observar espacialmente como houve uma diminuição da precipitação total anual entre PR e PF. Em PR existia uma mancha referente ao intervalo entre 1021 e 1365 mm que cobria grande parte do seu limite territorial e que não existe mais em PF. O município agora situa-se na faixa entre 786 e 1021 mm. São Bento apresentou uma diminuição do risco de inundação com uma variação do nível “Baixo” (PR) para “Muito baixo” (PF) em consequência da redução da precipitação total anual (BIO12) e da precipitação do mês mais chuvoso (BIO13). São José de Piranhas foi do nível “Médio” para o nível “Muito baixo” em decorrência da diminuição da precipitação total anual (BIO12) e da precipitação do mês mais chuvoso (BIO13).

Figura 28 - Riscos de inundação, por município, para PR e PF-SSP245



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

5.10.2 Contexto II

Observando a Tabela 13, percebe-se que houve um aumento considerável de influência da densidade populacional sobre o risco de inundação. Em PR a variável possuía 0,28 como ponderação, e, em PF esse valor cresceu para 0,64. Esse acréscimo de influência é devido ao ganho de informações quanto a esse dado de entrada para a simulação de riscos futura. Os dados utilizados para a geração do mapa de densidade populacional, que foi utilizado como critério de entrada para o período de referência, possui pouca profundidade de informação quanto aos setores urbanos dos municípios. Comparando-se as malhas censitárias de 2000 e 2010 é possível enxergar tal mudança, pois houve um aumento dos setores censitários para esta malha mais recente. A malha de 2010 possui setores urbanos com mais especificidade e, com isso, é mais rica em informações. Além disso, quando os dados de moradores residentes nesses setores são simulados para o futuro, o ganho de densidade populacional também aumenta, principalmente nas áreas mais urbanizadas e de grande atividade econômica.

Tabela 13 - Pesos referentes aos períodos de referência e futuro

CRITÉRIOS (C)	PESOS (W)		
	PR	PF – SSP245	PF – SSP585
Densidade de drenagem	2,17E-02	1,01E-02	1,02E-02
Densidade populacional	2,88E-01	6,43E-01	6,43E-01
Distância de rios	3,74E-03	1,75E-03	1,75E-03
Valor CN	3,88E-02	1,81E-02	1,81E-02
PIB per capita	2,60E-03	4,86E-04	4,87E-04
SPI	7,42E-02	3,46E-02	3,47E-02
TWI	5,99E-02	2,80E-02	2,80E-02
Declividade	8,49E-04	3,96E-04	3,97E-04
Curvatura	3,36E-04	1,57E-04	1,57E-04
Altimetria	2,14E-02	9,98E-03	9,99E-03
BIO12	2,02E-01	1,01E-01	1,00E-01
BIO13	1,46E-01	7,29E-02	7,58E-02
BIO15	1,41E-01	8,03E-02	7,71E-02

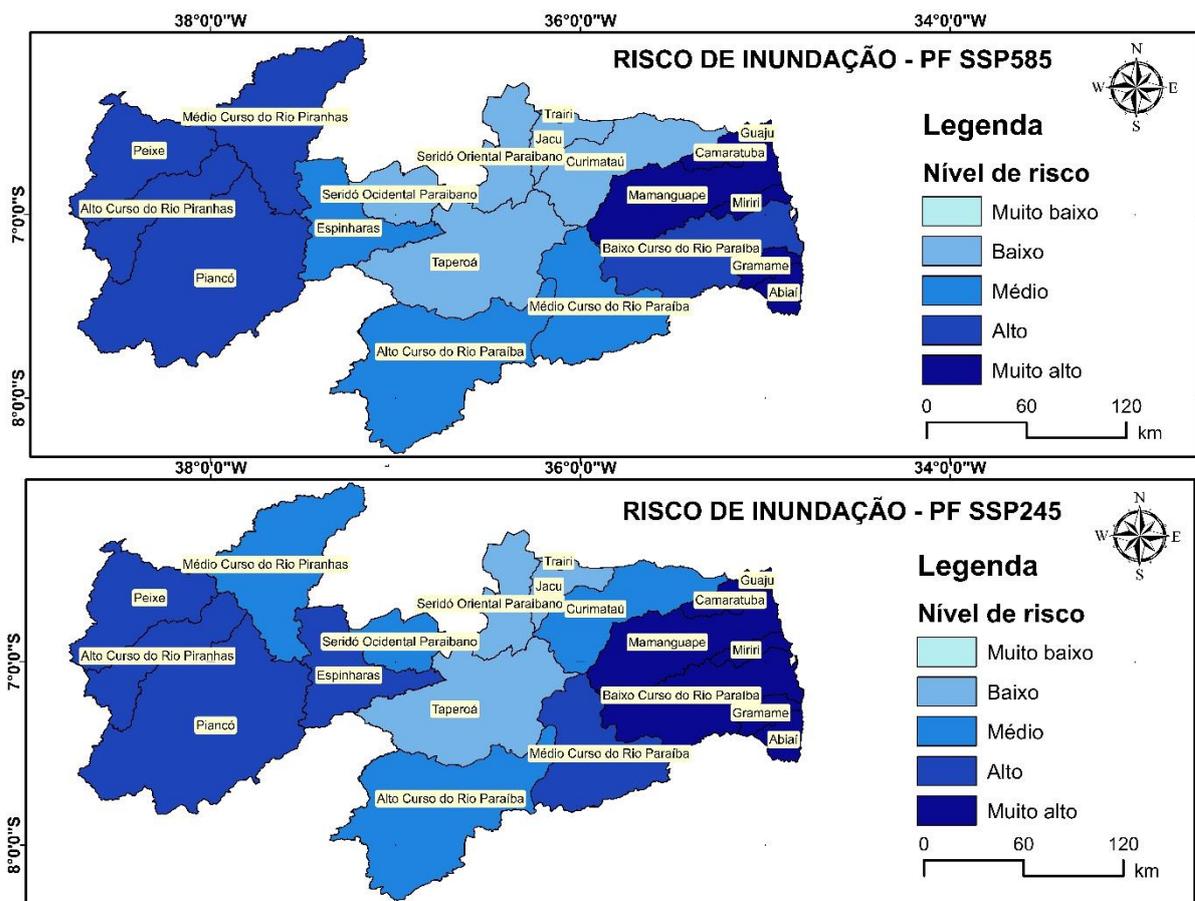
Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Neste contexto 2, comparando os caminhos SSP245 e SSP585 a nível de bacia hidrográfica, observou-se pouca variação nos pesos entre os critérios de influência sobre o risco de inundação. A explicação é que as mudanças previstas entre os dois caminhos, como alterações de emissões de gases de efeito estufa e crescimento econômico, são tratadas a nível global e, muitas vezes, pouco sentidas a nível local.

No mapa para PF SSP245 (Figura 29), as principais bacias com risco de inundações são as bacias do litoral, todas com nível muito alto de risco de inundação. Outras bacias, como

a região do médio curso do Rio Paraíba, Espinharas, Piancó, Peixes e região do alto curso do Rio Piranhas apresentaram níveis altos de risco. Esta é a realidade para o estado da Paraíba, utilizando como base o ano de 2040, caso a sociedade permaneça com as mesmas narrativas socioeconômicas. No caminho SSP245, o desenvolvimento e a renda continuarão de forma desigual e a busca pelo desenvolvimento sustentável ainda caminhando em progresso lento (RIAHI et al., 2017). Nesse caminho, onde os riscos de inundação são maiores, os desafios para redução da vulnerabilidade às mudanças sociais e ambientais ainda persistem (RIAHI et al., 2017). Esse reflexo de desigualdade de renda e cada vez mais a marginalização e distanciamento das pessoas de baixa renda para os subúrbios, apontam para mais famílias em habitações inadequadas e com baixo nível de resiliência a ventos de inundações. Para essas pessoas, além do risco de morte, os danos econômicos são irreparáveis e tornam, após o desastre, sua realidade ainda mais difícil.

Figura 29 - Riscos de inundação, por bacia, para PF-SSP245 e PF-SSP585 (2040)



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Quando a análise migra para o caminho SSP585, algumas mudanças são constatadas: apenas a bacia do médio curso do Rio Piranhas tem seu nível de risco aumentado; as demais apresentam um decréscimo. Essa mudança no quadro de riscos de inundação é consequência da busca maior pelo desenvolvimento sustentável e fortes investimentos em saúde e educação para aumentar o capital social e humano (RIAHI et al., 2017). Nesse caminho ainda existe bastante desigualdade social, entretanto ela é reduzida, pois o desenvolvimento da economia tende a ser global.

Contudo, a redução dos riscos de inundação nesse caminho de extremo desenvolvimento econômico não pode ser visto apenas com bons olhos. Ele está associado ao crescimento econômico movido a emissões cada vez maiores de gases de efeito estufa (85GtCO₂), por isso é caracterizado pelos altos desafios para mitigação (RIAHI et al., 2017). Muito provável que a diminuição dos riscos de inundação seja devido a diminuição dos índices de precipitação em decorrência de emissões cada vez maiores e o aumento da temperatura média do planeta em 2,04°C. Outro ponto que pode ser o motivo da diminuição dos riscos é a redução dos corpos hídricos, pois esse caminho é marcado pelo uso intensivo de recursos e energia.

CAPÍTULO VI

6 DISCUSSÃO

6.1 FATORES DE INFLUÊNCIA SOBRE O RISCO DE INUNDAÇÃO

Muitas bacias hidrográficas no estado da Paraíba sofrem com as inundações. De acordo com o Plano Estadual da Paraíba, as bacias com maiores ocorrências são a do Rio Mamanguape, Rio Paraíba (Baixo vale) e Rio Piranhas (Sub-bacia do Piancó e Região do médio Piranhas) (PARAÍBA, 2006). Um dos fatores utilizados como influentes sobre o risco de inundação e que apresenta bastante contribuição para as bacias mais atingidas no estado da Paraíba é a densidade de drenagem. De acordo com Christofolletti (1981), essa variável é uma das mais importantes para o diagnóstico morfométrico das bacias, pois expressa o grau dos contornos topográficos, a quantidade de canais para escoamento da água e o controle exercido pelas condições geológicas. Observando a Figura 15-f, percebe-se como as áreas mais escuras, isto é, mais bem drenadas, perpassam justamente por estas bacias mais críticas.

A partir dessa constatação, será que o conceito abordado em muitos livros de hidrologia, que áreas com densidade de drenagem elevadas são menos suscetíveis a inundações, é unânime? Ainda que existam trabalhos na literatura que sigam essa tendência, há controvérsias. Zhang et al. (2020), por exemplo, comentam que áreas com maior densidade de drenagem favorecem picos de inundação, pois devido ao baixo tempo de concentração, há menos chance de infiltração. Se a densidade de drenagem do local é baixa, isto é, possui uma má drenagem, mais tempo a água irá levar até chegar no exultório. Por outro lado, nas áreas mais bem drenadas, devido ao alto escoamento, pouco ocorre a infiltração no solo e, dessa forma, a possibilidade de que áreas sejam inundadas é maior. Há uma maior concentração do fluxo de água nessas áreas, que quando submetidas a cheias severas, apresentam maiores chances de que a água extrapole os limites dos cursos de água. É preciso mais atenção para as bacias que apresentam essas características e que principalmente possuem índices elevados de precipitação.

A dinâmica de uso e cobertura do solo do estado da Paraíba também é um fator que pode acarretar em sérios riscos de inundação para o futuro. Há uma tendência de aumento considerável de solo exposto e área urbana. O processo contínuo de degradação do solo e desmatamento promovem a perda das características naturais, gerando solos rasos e sem a capacidade de absorção da água. Além disso, de acordo com o observado no mapa de uso do solo para 2040 (Figura 24), a maioria dos surgimentos de solos expostos são justamente

circundantes as áreas urbanas, o que indica forte ação antrópica como causadora dessa mudança. Fora o que os estudos climáticos afirmam, como o aumento de eventos extremos para o futuro, muitas cidades paraibanas estarão mais propensas aos riscos de inundação devido ao aumento da impermeabilização do solo. Observando do ponto de vista de bacia hidrográfica, as áreas urbanas agora estão mais cercadas por áreas com baixa capacidade de infiltração e isso acarreta no acúmulo do fluxo de água e que é transportado para bacias à jusante.

É importante que políticas de uso e cobertura do solo sejam realmente instauradas e cobradas nas cidades, e principalmente a nível de bacias. Em decorrência disso, uma preocupação é a desatualização e/ou inexistência de alguns planos de bacias paraibanas observadas no site da AESA. Cada município necessita planejar sua dinâmica de uso e ocupação do solo observando o que o plano de bacia trata. Porém, como planejar baseado em um plano que não mais retrata a dinâmica atual da bacia? Ainda que os municípios tenham a obrigação de atuar em seus limites administrativos, é importante que exista suporte em escalas maiores. Caso não haja esse comprometimento a nível de bacia hidrográfica, as decisões impostas por cada município podem entrar em conflito (BRUNE, 2019).

Outro fator importante evidenciado para o futuro foi o aumento de influência da densidade populacional sobre o risco de inundações. Geralmente, quando se trata sobre inundações, discute-se muito sobre urbanização e precipitação, que sem dúvidas são os principais fatores de influência. Contudo, para que ocorra realmente o risco de inundação é necessário que a categoria exposição seja incorporada. As inundações geram discussões e são pautas de muitos gestores, não pelo processo físico em si, mas pelos danos e mortes causados aos indivíduos. De acordo com o IPCC (2012), a gravidade dos impactos dos eventos extremos não depende apenas dos próprios eventos, mas também da exposição e vulnerabilidade. Nesse sentido, os mapas de riscos de inundação gerados para as bacias paraibanas não representam apenas áreas com maior probabilidade a ocorrência de inundações, mas áreas, que caso sujeitas a inundações, apresentarão maiores riscos a população residente.

De acordo com a atualização do Plano Estadual de Recursos Hídricos da Paraíba (PERH-PB), as cinco bacias mais populosas, tendo como base o ano de 2018, são: 1 - Região do baixo vale do Rio Paraíba (1.386.617 hab.), 2 - Região do médio vale do Rio Paraíba (558.464 hab.), 3 - Rio Mamanguape (460.023 hab.), 4 - Sub-bacia do Piancó (278.155 hab.) e 5 - Sub-bacia do Peixe (225.429 hab.) (PARAÍBA, 2019). Para o futuro, a tendência é que esses valores aumentem. Todas essas bacias apresentam criticidade quanto a ocorrência de inundações para o caminho SSP245 (Figura 29), e são praticamente as mesmas expostas no

PERH de 2006. Isso evidencia como a concentração de pessoas pode favorecer a ocorrência de desastres.

6.2 DRENAGEM

As inundações muitas das vezes estão associadas a problemas de macro e microdrenagem. Na Paraíba, do ponto de vista da gestão e infraestrutura, a drenagem é deficitária. Além das bacias não possuem planos diretores de recursos hídricos atualizados, apenas cinco municípios relataram possuir plano diretor de drenagem (SNIS, 2019).

6.2.1 Macrodrenagem

Deve se destacar a necessidade de que sejam elaborados planos diretores de macrodrenagem com estudos de controle da quantidade de água entre as microbacias. A partir disso, a responsabilidade pela água excedente seria compartilhada e cada município estaria atento ao fluxo de água gerado em seu território. Outro aspecto importante é que haja uma mudança de paradigma na forma de lidar com a drenagem. A abordagem de canalização necessita ser substituída pela reservação e amortecimento. Tal medida pode reduzir consideravelmente o pico das vazões.

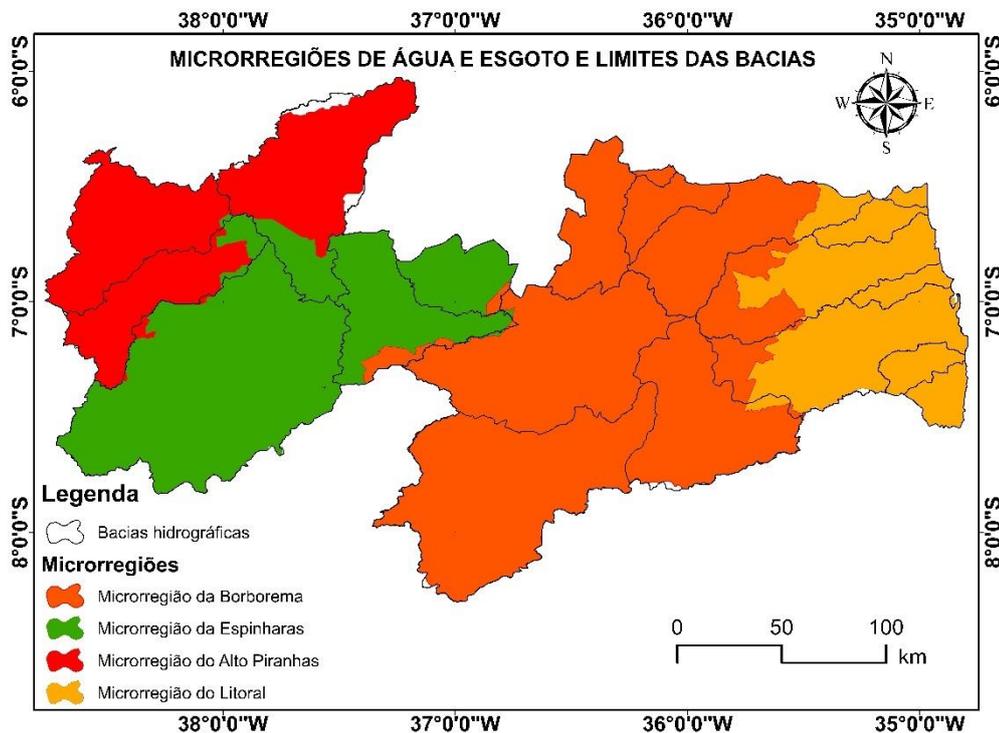
Sobre os caminhos analisados a nível de bacias, no SSP245 a Paraíba tende a permanecer com as mesmas políticas econômicas, sociais e educacionais e com aumentos severos dos riscos de inundação. No SSP585, o rápido desenvolvimento econômico tende a ser a força motriz do agravamento do aquecimento global, acentuando os extremos de seca em muitas bacias. Para sair dessas tendências desafiadoras, o estado precisa seguir o disposto pelo caminho SSP1, que como o SSP5 possui tendências otimistas para o desenvolvimento econômico; entretanto impulsionadas por práticas sustentáveis. O SSP1 é denominado como o caminho da sustentabilidade, caracterizado por baixos desafios para mitigação e adaptação. Nele, o desenvolvimento econômico é mais inclusivo e existe o respeito pelos limites ambientais estabelecidos. A ênfase no crescimento econômico muda para uma visão que prioriza o bem-estar humano. A desigualdade entre os países é reduzida e o uso de recursos e energia é de menor intensidade.

6.2.2 Microdrenagem

Nesse contexto de desafios, foi promulgada no Brasil a nova lei do saneamento, Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020, e trouxe algumas exigências com vista ao alcance da universalização do saneamento, como a prestação regionalizada dos serviços. Sobre isso, a

maioria dos estados brasileiros já implementaram ou estão implementando os modelos de regionalização, como disposto no Art. 3º, VI, da referida lei (BRASIL, 2020b). Contudo, avaliando as propostas concluídas ou em andamento, percebe-se que o setor de drenagem ainda não tem sido alvo de discussões. Os estados têm tratado de água e esgoto em uma mesma regionalização, conforme preconiza o Art. 2º, § 8, do decreto nº 10.588, de 24 de dezembro 2020 (BRASIL, 2020a), porém os serviços de drenagem não estão em pauta no momento. No estado da Paraíba já foram instituídas, por meio da lei complementar nº 168/21, as microrregiões de água e esgoto (Figura 30). É interessante destacar que o decreto nº 10.588/20 deixa bem claro que o serviço de drenagem e manejo de águas pluviais pode ou não integrar a mesma regionalização de água e esgoto; (BRASIL, 2020a) isso irá depender de estudos. Diante disso, ainda há alternativas pra uma regionalização mais eficiente da oferta dos serviços de drenagem e estudos como o ora apresentado neste documento podem subsidiar estas alternativas.

Figura 30 - Sobreposição entre os limites de bacias e as microrregiões de água e esgoto



Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Observando a Figura 30, percebe-se que a divisão das microrregiões de água e esgoto não segue os limites de bacias. O fator motivador deste agrupamento foi o compartilhamento de ativos de água e esgoto entre os municípios. Até então, não há indícios se futuramente o

serviço de drenagem será incorporado na mesma configuração na qual foi disposta água e esgoto ou se será proposta uma nova estrutura. O que se sabe é que quando se trata de drenagem, a bacia é um princípio norteador importante. Baseado nisso, espera-se que a Paraíba não se prolongue em definir as metas para a drenagem diante desse novo marco do saneamento e, que, estudos como este, possam investigar e subsidiar a melhor maneira de organizar a prestação regionalizada para o serviço de drenagem e manejo de águas pluviais nos municípios.

CAPÍTULO VII

7 CONCLUSÃO

Uma tendência de aumentos dos riscos de inundação para o futuro é conhecida através das pesquisas desenvolvidas, portanto, a modelagem dinâmica de uso do solo é uma ferramenta de extrema importância para o planejamento e por buscas de formas de mitigação. Para 2040, a Paraíba apresentou um aumento de cerca de 126.514 *ha* para solos com características impermeáveis. Esse quadro é preocupante, pois a urbanização se configura numa das principais influências do aumento do escoamento da água. Nesse sentido, é importante destacar como a mudança de uso do solo tem impacto significativo na geração das inundações. Considerando, de forma hipotética, que a precipitação permanecesse de forma constante para o futuro, apenas o aumento de solos impermeáveis seria substancial para a geração de inundações, alagamentos e enchentes. Esse cenário torna-se ainda mais preocupante para o futuro, pois existe a tendência de aumento da intensidade e ocorrência dos eventos extremos. Mesmo com a diminuição dos índices pluviométricos anuais, há a estimativa de eventos extremos em muitas cidades. Nesse sentido, o conhecimento sobre a condição futura de uso do solo pode possibilitar um planejamento mais adequado por parte dos gestores, principalmente quanto aos novos lotes e edificações decorrentes da urbanização.

A comparação realizada, a nível municipal, entre PR e PF-SSP245 (contexto I) é um diagnóstico importante para os planos municipais de saneamento dos municípios paraibanos, principalmente para os selecionados pela FUNASA e que estão em fase de elaboração. A análise entre presente e futuro possibilita o estabelecimento de metas e objetivos mais contundentes com a realidade, com a definição de cronogramas e planos de ações. A metodologia aplicada neste trabalho é um suporte para identificação dos municípios com maior criticidade quanto aos riscos de inundação. O interesse em lidar com o problema das inundações em nível estadual foi a possibilidade de abranger todos os 50 municípios que ainda não possuem planos de saneamento. Para esses e os demais municípios paraibanos, que queiram detalhes dos riscos de inundação em seus limites administrativos, podem aplicar a metodologia desta dissertação a nível local.

O diagnóstico realizado a nível de bacias hidrográficas evidenciou que as duas tendências prováveis de narrativas para a sociedade são preocupantes. Diante disso, o caminho SSP1 necessita ser perquirido pelo estado da Paraíba. Os gestores e a população necessitam mudar suas práticas. Um avanço em prol do aumento da segurança hídrica só será alcançado

com saneamento para todos, maiores investimentos em saúde, educação e tecnologia e a consciência quanto ao limiar entre crescimento econômico e deveres ambientais.

Como conclusões, a abordagem de riscos de inundação mostrou-se como metodologia eficaz no apontamento de áreas com maior probabilidade a inundações, desde que sejam incorporados critérios que traduzam a realidade dos eventos e que possuam um processo de ponderação condizente. A utilização das variáveis bioclimáticas, nas escalas mensal e anual, demonstrou-se útil na indicação das áreas mais favorecidas ao risco de inundação. Embora não haja um inventário de inundações para a Paraíba, as incertezas referentes a abordagem de riscos foram amenizadas com a validação por município. Poucos foram os dados encontrados que registrassem ocorrência de inundações em solo paraibano no período de referência; entretanto, as poucas informações se mostraram eficientes.

Quanto a ponderação, a aplicação do método de Entropia de *Shannon* demonstrou-se válida no auxílio a identificação das áreas de maior risco de inundação. Existe uma ideia de que esse tipo método, orientado por dados, é mais eficaz que os métodos baseados em conhecimento devido a sua objetividade. Porém, existem críticas quanto as suas limitações em quantificar informações de difíceis preferências em problemas espaciais (MALCZEWSKI; JANKOWSKI, 2020). Dessa forma, a combinação entre métodos orientados por dados e conhecimento tende a ser um ponto de partida para avanço da abordagem MCA.

A modelagem com autômatos celulares apresentou-se capaz de simular a dinâmica de uso e cobertura do solo para o estado da Paraíba. As mudanças ocorridas entre 2000 e 2040 podem ser explicadas e condizem com a análise de tendência observada. Sabe-se, porém, que existem incertezas inerentes ao modelo, o que é comum em qualquer modelagem. Como exemplo, os padrões da paisagem observados entre 2000 e 2010 estão sujeitos a mudanças ao longo dos anos, pois isso é o que define a dinâmica de ocupação do solo. Determinado tido de solo pode apresentar um comportamento de crescimento nesse período, como pode apresentar um decréscimo em anos posteriores.

O modelo socioeconômico, embora seja simplificado e não considere variáveis sociais e econômicas como impulsionadoras das mudanças sobre a população e o PIB per capita, pode auxiliar na projeção dos riscos de inundação. Entende-se que a projeção de PIB per capita de forma mais realista não é um trabalho trivial, e que muito provavelmente se constituiria por si só em um trabalho para uma pesquisa futura. Quanto a estimativa populacional, pelo fato da metodologia se configurar em um trabalho minucioso e dispendioso, foi dada preferência à metodologia já aplicada na instituição das microrregiões de água e esgoto da Paraíba.

Por fim, tendo em vista o exposto neste trabalho, ressalta-se a importância de que ações de mitigação, adaptação e enfrentamento sejam agora reconhecidas e consideradas nos planos de ações governamentais das águas urbanas. Esta dissertação se configura como um estudo em andamento e está sujeito a revisão contínua. Desta forma, estudos futuros poderão incluir:

- Estudos sobre formas de projeção de PIB per capita por município;
- Aplicação da ponderação combinada entre métodos orientados por dados e conhecimento;
- Avaliação e inserção de novos critérios como influentes sobre o risco de inundação;
- Investigação quanto outras formas de validação do modelo de riscos;
- Aplicação desta metodologia a nível municipal;
- Estudos com uma maior gama de modelos climáticos globais, com variáveis de precipitação em escala diária e sub-diária, para que possam ser analisadas os eventos de enxurradas e alagamentos;
- Abordagem de formas de estruturação da prestação regionalizada dos serviços de drenagem e manejo de águas pluviais para o estado da Paraíba.

REFERÊNCIAS

ABDN - ATLAS BRASILEIRO DE DESASTRES NATURAIS. 2º edição revisada e ampliada. CEPED UFSC: Florianópolis, 2013.

AESA - AGÊNCIA EXECUTIVA DE GESTÃO DAS ÁGUAS DO ESTADO DA PARAÍBA. **GeoPortal AESA**. Disponível em: <<http://geoserver.aesa.pb.gov.br/geoprocessamento/geoportal/index.php>>. Acesso em: 4 dez. 2021.

AL-JUAIDI, A. E. M.; NASSAR, A. M.; AL-JUAIDI, O. E. M. Evaluation of flood susceptibility mapping using logistic regression and GIS conditioning factors. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 11, p. 765, 2018.

ALMEIDA, C. M. GLERIANI, J. M., CASTEJON E. F., SOARES-FILHO, B. S. Using neural networks and cellular automata for modelling intra-urban land-use dynamics. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 22, n. 9, p. 943 - 963, 2008.

ALNSOUR, J. A. Managing urban growth in the city of Amman, Jordan. **Cities**, v. 50, p. 93–99, 2016.

ALVES, P. B. R.; DJORDJEVIĆ, S.; JAVADI, A. A. An integrated socio-environmental framework for mapping hazard-specific vulnerability and exposure in urban areas. **Urban Water Journal**, v. 18, n. 7, p. 530-543, 2021.

ANA – AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO. **Nota Técnica nº 46/2018/SPR**. Produção de base vetorial com o Curve Number (CN) para BHO 2014 (BHO_CN). 2018. Disponível em: https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/api/records/d1c36d85-a9d5-4f6a-85f7-71c2dc801a67/attachments/NOTA_TECNICA_46_2018_SPR.pdf. Acesso em: 09 dez. 2021.

ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO. **Plano Nacional de Segurança Hídrica**. Brasília, 2019. Disponível em <https://arquivos.ana.gov.br/pnsh/pnsh.pdf>. Acesso em: 30 jul. 2020.

ANDRADE, M. P.; RIBEIRO, C. B. M.; LIMA, R. N. S. Modelagem dinâmica da mudança do uso e cobertura do solo na bacia hidrográfica do rio Paraíba do Sul a partir de imagens modis e um modelo de sub-regiões. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 5, p. 965-978, 2016.

ARABAMERI, A.; REZAEI, K.; CERD` A, A.; CONOSCENTI, C.; KALANTARI, Z. A comparison of statistical methods and multi-criteria decision making to map flood hazard susceptibility in Northern Iran. **Science of The Total Environment**, v. 660, p. 443-458, 2019.

ARNELL, N. W.; GOSLING, S. N. The impacts of climate change on river flood risk at the global scale. **Climatic Change**, v. 134, p. 387–401, 2016.

ARNONE, E.; PUMO, D.; FRANCIANE, A.; LALOGGIA, G.; NOTO, L. V. The role of urban growth, climate change, and their interplay in altering runoff extremes. **Hydrological Processes**, v. 32, n. 12, p. 1755-1770, 2018.

ARYAL, S. K.; MEIN, R. G.; O'LOUGHLIN, E. M. The concept of effective length in hillslopes: assessing the influence of climate and topography on the contributing areas of catchments. **Hydrological processes**, v. 17, n. 1, p. 131-151, 2003.

BAI, H.; XIAO, D.; WANG, B.; LUI, D. L.; FENG, P.; TANG, J. Multi-model ensemble of CMIP6 projections for future extreme climate stress on wheat in the North China plain. **International Journal of Climatology**, v. 41, p. E171-E186, 2021.

BAND, S. S.; JANIZADEH, S.; PAL, S. C.; SAHA, A.; CHAKRABORTTY, R.; MELESSE, A. M.; MOSAVI, A. Flash flood susceptibility modeling using new approaches of hybrid and ensemble tree-based machine learning algorithms. **Remote Sensing**, v. 12, n. 21, p. 3568, 2020.

BATTY, M.; COUCLELIS, H.; EICHEN, M. **Urban systems as cellular automata**. Environment and Planning B, London, v. 24, n.2, p. 159 - 164, 1997.

BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS**. 1ª ed. Ontário - CAN: Pergamon, 1994. 398 p

BOROUSHAKI, S. Entropy-based weights for multicriteria spatial decision-making. **Yearbook of the Association of Pacific Coast Geographers**, v. 79, p. 168-187, 2017.

BOROUSHAKI, S.; MALCZEWSKI, J. Using the fuzzy majority approach for GIS-based multicriteria group decision-making. **Computers & Geosciences**, v. 36, n. 3, p. 302-312, 2010.

BRAMMER, Hugh. Floods, cyclones, drought and climate change in Bangladesh: a reality check. **International Journal of Environmental Studies**, v. 73, n. 6, p. 865-886, 2016.

BRASIL. **Decreto nº 10.588, de 24 de dezembro de 2020a**. Dispõe sobre o apoio técnico e financeiro de que trata o art. 13 da Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020, sobre a alocação de recursos públicos federais e os financiamentos com recursos da União ou geridos ou operados por órgãos ou entidades da União de que trata o art. 50 da Lei nº 11.445, de 5 de janeiro de 2007. Disponível em: <https://www.in.gov.br/web/dou/-/decreto-n-10.588-de-24-de-dezembro-de-2020-296387871>. Acesso em: 10 out. 2021.

BRASIL. **Lei nº 14.026 de 15 de julho de 2020b**. Atualiza o marco legal do saneamento básico e dá outras atribuições. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2020/lei/14026.htm. Acesso em: 10 out. 2021.

BRASIL. **Lei nº 9.985 de 18 de julho de 2000**. Regulamenta o art. 225, § 1o, incisos I, II, III e VII da Constituição Federal, institui o Sistema Nacional de Unidades de Conservação da Natureza e dá outras providências. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19985.htm. Acesso em: 10 out. 2021.

BRASIL. **Plano Nacional de Saneamento Básico – PLANSAB**. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental. Brasília, 2013. Disponível em: http://www.cecol.fsp.usp.br/dcms/uploads/arquivos/1446465969_Brasil-PlanoNacionalDeSaneamentoB%C3%A1sico-2013.pdf. Acesso em: 25 jan. 2021.

BRITO, H. C. **Recursos hídricos e impactos antrópicos no semiárido brasileiro: dinâmica espaço-temporal e cenários preditivos**. 2021. 99 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil e Ambiental, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2021.

BRUNE, G. **Regional Stormwater Management: Flood Control at Lower Cost**. Policy recommendations from new jersey future. New Jersey: Flood Defense NJ, 2019.

BUI, D. T.; PANAH, M.; SHAHABI, H.; SINGH, V. P.; SHIRZADI, A.; CHAPI, K.; KHOSRAVI, K.; CHEN, W.; PANAH, S.; LI, S.; AHMAD, B. B. Novel hybrid evolutionary algorithms for spatial prediction of floods. **Scientific reports**, v. 8, p. 15364, 2018.

BUI, D. T.; PRADHAN, B.; NAMPAK, H.; BUI, Q.; TRAN, Q.; NGUYEN, Q. Hybrid Artificial Intelligence Approach Based on Neural Fuzzy Inference Model and Metaheuristic Optimization for Flood Susceptibility Modeling in a High-Frequency Tropical Cyclone Area Using GIS. **Journal of Hydrology**, v. 540, p. 317-330, 2016.

BUI, D. T.; TSANGARATOS, P.; NGO, P. T. T.; PHAM, T. D.; PHAM, B. T. Flash flood susceptibility modeling using an optimized fuzzy rule based feature selection technique and tree based ensemble methods. **Science of The Total Environment**, v. 668, p. 1038–1054, 2019.

CAI, T.; LI, X.; DING, X.; WANG, J.; ZHAN, J. Flood risk assessment based on hydrodynamic model and fuzzy comprehensive evaluation with GIS technique. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 35, p. 101077, 2019.

CÂMARA, A. S. **Spatial simulation modelling**. In: Fisher, M. Spatial analytical perspectives on GIS. London: Taylor & Francis, 1996. p. 213-218

CANTURK, U.; KULAÇ, Ş. The effects of climate change scenarios on *Tilia* spp. in Turkey. **Environmental monitoring and assessment**, v. 193, n. 12, p. 771, 2021.

CAR - CADASTRO AMBIENTAL RURAL. **Base de downloads**. Disponível em: <https://www.car.gov.br/publico/municipios/downloads>. Acesso em: 08 nov. 2021.

CASTRO, A. A. B. C.; MELO, R. A.; SILVEIRA, J. A. R.; SILVA, G. J. A.; LAPA, T. A. Interfaces rodoviário-urbanas no processo de produção das cidades: estudo de caso do contorno rodoviário de João Pessoa, PB, Brasil. **Ambiente construído**, v. 15, n. 3, p. 175-199, 2015.

CHADID, M.; DÁVALOS, L.; MOLINA, J.; ARMENTERAS, D. A Bayesian Spatial Model Highlights Distinct Dynamics in Deforestation from Coca and Pastures in an Andean Biodiversity Hotspot. **Forests**, v. 6, n. 12, p. 3828-3846, 2015.

CHAKHAR, S.; MOUSSEAU, V. "GIS-based multicriteria spatial modeling generic framework. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 22, n. 11-12, p. 1159-1196, 2008.

CHANG, H.; PALLATHADKA, A.; SAUER, J.; GRIMM, N.; ZIMMERMAN, R.; CHENG, C.; IWANIEC, D. M.; KIM, Y.; LLOYD, R.; MCPHEARSON, T.; ROSENZWEIG, B.; TROXLER, T.; WELTY, C.; BRENNER, R.; HERREROS-CANTIS, P. Assessment of

Urban Flood Vulnerability Using the Social-Ecological-Technological Systems Framework in Six US cities. **Sustainable Cities And Society**, p. 1-55, 2021.

CHAPI, K.; SINGH, V. P.; SHIRZADI, A.; SHAHABI, H.; BUI, D. T.; PHAM, B. T.; KHOSRAVI, K. A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. **Environmental Modelling & Software**, v. 95, p. 229-245, 2017.

CHAPMAN, S.; THATCHER, M.; SALAZAR, A.; WATSON, J. E. M.; MCALPINE, C. A. The Effect of Urban Density and Vegetation Cover on the Heat Island of a Subtropical City. **Journal Of Applied Meteorology And Climatology**, v. 57, n. 11, p. 2531-2550, 2018.

CHEN, J.; HUANG, G.; CHEN, W. Towards better flood risk management: assessing flood risk and investigating the potential mechanism based on machine learning models. **Journal of environmental management**, v. 293, p. 112810, 2021.

CHEN, J.; YANG, S.; LI, H. W.; ZHANG, B.; LV, J. R. Research on Geographical Environment Unit Division Based on the Method of Natural Breaks (Jenks). **ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, Beijing, v. XL-4/W3, p. 47-50, 2013.

CHEN, W.; ZENG, J.; LI, N. Change in land-use structure due to urbanisation in China. **Journal Of Cleaner Production**, v. 321, p. 128986, 2021.

CHEN, X.; ZHANG, H.; CHEN, W.; HUANG, G. Urbanization and climate change impacts on future flood risk in the Pearl River Delta under shared socioeconomic pathways. **Science Of The Total Environment**, v. 762, p. 143144, 2021.

CHOUBIN, B.; MORADI, E.; GOLSHAN, M.; ADAMOWSKI, J.; SAJEDI-HOSSEINI, F.; MOSAVI, A. An Ensemble Prediction of Flood Susceptibility Using Multivariate Discriminant Analysis, Classification and Regression Trees, and Support Vector Machines. **Science of The Total Environment**, v. 651, p. 2087-2096, 2019.

CHRISTOFOLETTI, A. **Geomorfologia fluvial**. São Paulo: Edgard Blucher: FAPESP,

COHEN, J. A coefficient of agreement for nominal scales. **Educational and psychological measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960.

CONWAY, J. The game of life. **Scientific American**, v. 223, n. 4, p. 4, 1970.

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

COSTACHE, R. Flash-Flood Potential assessment in the upper and Middle sector of Prahova river catchment (Romania). A comparative approach between four hybrid models. **Science of The Total Environment**, v. 659, p. 1115–1134, 2019.

COSTACHE, R.; BUI, D. Tien. Identification of areas prone to flash-flood phenomena using multiple-criteria decision-making, bivariate statistics, machine learning and their ensembles. **Science of The Total Environment**, v. 712, p. 136492, 2020.

COUTO, P. Análise factorial aplicada a métricas da paisagem definidas em Fragstats. **Investigação Operacional**, v.24, n.1, p. 109-137, 2004.

CRED – CENTRE FOR RESEARCH ON THE EPIDEMIOLOGY OF DISASTERS. **The human cost of weather-related disasters**, 1995–2015. Geneva: UNISDR, 2015.

CUNICO, C.; LOHMANN, M. Vulnerabilidade Socioambiental De Curitiba: Correlação Com Os Eventos De Alagamentos Registrados Entre 2005 E 2010 Pela Defesa Civil Municipal. **Geografia Ensino & Pesquisa**, v. 21, n. 3, p. 165-185, 2017.

DA COSTA, J. N.; DA SILVA JÚNIOR, J. B.; DE ARAÚJO, S. M. S. Riscos e desastres relacionados a eventos extremos (climáticos e meteorológicos) no estado da Paraíba. **Revista de Geociências do Nordeste**, v. 4, p. 110-125, 2018.

DA SILVA CRUZ, J.; BLANCO, C. J. C.; DE OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. Modeling of land use and land cover change dynamics for future projection of the Amazon number curve. **Science of The Total Environment**, v. 811, p. 152348, 2021.

DANDAPAT, K.; PANDA, G. K. Flood vulnerability analysis and risk assessment using analytical hierarchy process. **Modeling Earth Systems and Environment**. v. 3, p. 1627–1646, 2017.

DANO, U. L.; BALOGUN, A.; MATORI, A.; YUSOUF, K. W.; ABUBAKAR, I. R.; MOHAMED, M. A. S.; AINA, Y. A.; PRADHAN, B. Flood susceptibility mapping using GIS-based analytic network process: A case study of Perlis, Malaysia. **Water**, v. 11, n. 3, p. 615, 2019.

DAS, S.; GUPTA, A. Multi-criteria decision based geospatial mapping of flood susceptibility and temporal hydro-geomorphic changes in the Subarnarekha basin, India. **Geoscience Frontiers**, v. 12, n. 5, p. 101206, 2021.

DE SOUSA, M. C.; VELOSO, G. V.; GOMES, L. C.; FERNANDES-FILHO, E. I.; OLIVEIRA, T. S. Spatio-temporal dynamics of land use changes of an intense anthropized basin in the Brazilian semi-arid region. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 24, p. 100646, 2021.

EL-ZEIN, A.; AHMED, T.; TONMOY, F. Geophysical and social vulnerability to floods at municipal scale under climate change: the case of an inner-city suburb of Sydney. **Ecological Indicators**, v. 121, p. 106988, 2021.

ESMAELIAN, M.; TAVANA, M.; ARTEAGA, F. J. S.; MOHAMMADI, S. A multicriteria spatial decision support system for solving emergency service station location problems, **International Journal of Geographical Information Science**, v. 29, n. 7, p. 1187-1213, 2015.

ESMAIL, B. A.; GENELETTI, D. Multi-criteria decision analysis for nature conservation: a review of 20 years of applications. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 9, n. 1, p. 42–53, 2018.

EYRING, V.; BONY, S.; MEEHL, G. A.; SENIOR, C. A.; STEVENS, B.; STOUFFER, R. J.; TAYLOR, K. E. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization, **Geosci. Model Dev**, v. 9, p. 1937-1958, 2016.

FERRETTI, V.; MONTIBELLER, G. An integrated framework for environmental multi-impact spatial risk analysis. **Risk analysis**, v. 39, n. 1, p. 257-273, 2019.

FICK, S. E.; HIJMANS, R. J. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **Int. J. Climatol**, v. 37, n. 12, p. 4302-4315, 2017.

FREITAS, M. I. C. **A expansão urbano-industrial do município de Americana - SP: geotecnologias aplicadas à análise temporal e simulação de cenários**. 2008. 239 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Geografia, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2008.

FUNDACE - FUNDAÇÃO PARA PESQUISA E DESENVOLVIMENTO DA ADMINISTRAÇÃO, CONTABILIDADE E ECONOMIA. **Regionalização do saneamento básico: Paraíba**. Microrregiões de águas e esgoto do estado da Paraíba. Ribeirão Preto: FUNDACE, 2021.

G1 PARAÍBA. **Cinco açudes estouram e inundam ruas de São Sebastião do Umbuzeiro, no Cariri da Paraíba**. 2020. Disponível em: <https://g1.globo.com/pb/paraiba/noticia/2020/03/23/cinco-acudes-estouram-e-inundam-ruas-de-sao-sebastiao-do-umbuzeiro-no-cariri-da-paraiba.ghtml>. Acesso em: 15 dez. 2021.

GABRIELS, K.; WILLEM, P.; VAN ORSHOVEN, J. An iterative runoff propagation approach to identify priority locations for land cover change minimizing downstream river flood hazard. **Landscape and Urban Planning**, v. 218, p. 104262, 2022.

GALPERIN, A.; WILKINSON, E. **Strengthening Disaster Risk Governance: UNDP Support during the HFA Implementation Period 2005-2015**. Nova York: UNDP, 2015.

GANGRADE, S.; KAO, S.; DULLO, T. T.; KALYANAPU, A. J.; PRESTON, B. L. Ensemble-based flood vulnerability assessment for probable maximum flood in a changing environment. **Journal of Hydrology**, v. 576, p. 342-355, 2019.

GERLAK, A. K.; HOUSE-PETERS, L. VARADY, R. G.; ALBRECHT, T.; ZÚNIGA-TERÁN, GRENADE, R. R.; COOK, C.; SCOTT, C. A. Water security: A review of place-based research. **Environmental Science & Policy**, v. 82, p. 79-89, 2018.

GETACHEW, B.; MANJUNATHA, B. R.; BHAT, H. Gangadhara. Modeling projected impacts of climate and land use/land cover changes on hydrological responses in the Lake Tana Basin, upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. **Journal of Hydrology**, v. 595, p. 125974, 2021.

GIGOVIĆ, L.; PAMUČAR, D.; BAJIĆ, Z.; DROBNJAK, S. Application of GIS-Interval Rough AHP Methodology for Flood Hazard Mapping in Urban Areas. **Water**, v. 9, n. 6, p. 360, 2017.

GOLDENFUM, J. A.; TASSI, R.; MELLER, A.; ALLASIA, D. G.; SILVEIRA, A. L. Challenges for the sustainable urban stormwater management in developing countries: from

basic education to technical and institutional issues. In: Conference on innovative technologies in urban storm drainage (NOVATECH), 6., 2007, Lyon. Proceedings...Lyon: GRAIE, 2007.

GOMES, E.; INÁCIO, M.; BOGDZEVIČ, K.; KALINAUSKAS, M.; KARNAUSKAITĖ, D.; PEREIRA, P. Future scenarios impact on land use change and habitat quality in Lithuania. **Environmental Research**, v. 197, p. 111101, 2021.

GONTIJO, N. T. **Avaliação das relações de frequência entre precipitações e enchentes raras por meio de séries sintéticas e simulação hidrológica**. 2007. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, Programa de Pós-graduação em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos, Belo Horizonte, 2007.

GONZALEZ, A.; ENRÍQUEZ-DE-SALAMANCA, A. Spatial multi-criteria analysis in environmental assessment: a review and reflection on benefits and limitations. **Journal of Environmental Assessment Policy and Management**, v. 20, n. 03, p. 1840001, 2018.

GONZÁLEZ-GONZÁLEZ, A.; VILLEGAS, J. C.; CLERICI, N.; SALAZAR, J. F. Spatial-temporal dynamics of deforestation and its drivers indicate need for locally-adapted environmental governance in Colombia. **Ecological Indicators**, v. 126, p. 107695, 2021.

GOUNARIDIS, D.; CHORIANOPOULOS, I.; SYMEONAKIS, E.; KOUKOULAS, S. A Random Forest-Cellular Automata modelling approach to explore future land use/cover change in Attica (Greece), under different socio-economic realities and scales. **Science of The Total Environment**, v. 646, p. 320–335, 2019.

GRAFTON, R. Q. Responding to the ‘Wicked Problem’ of Water Insecurity. **Water Resources Management**, v. 31, n. 10, p. 3023-3041, 2017.

HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 3, p. 235 - 249, 2003.

HAMED, M. M.; NASHWAN, M. S.; SHAHID, S.; ISMAIL, T. B.; WANG, X.; DEWAN, A.; ASADUZZAMAN, M. Inconsistency in historical simulations and future projections of temperature and rainfall: A comparison of CMIP5 and CMIP6 models over Southeast Asia. **Atmospheric Research**, v. 265, p. 105927, 2022.

HARTMANN, D. L. **Global Physical Climatology**. 2. ed. Boston: Elsevier Science, 2016.

HAUSFATHER, Z. **CMIP6: the next generation of climate models explained**. Carbon Brief: Clear on Climate. 2019. Disponível em: <https://www.carbonbrief.org/cmip6-the-next-generation-of-climate-models-explained>. Acesso em: 14 jan. 2022.

HAUSFATHER, Z. **Explainer: How ‘Shared Socioeconomic Pathways’ explore future climate change**. Carbon Brief: Clear on Climate. 2019. Disponível em: <https://www.carbonbrief.org/explainer-how-shared-socioeconomic-pathways-explore-future-climate-change>. Acesso em: 18 out. 2021.

HEMATI, T.; POUREBRAHIM, S.; MONAVARI, M.; BAGHVAND, A. Species-specific nature conservation prioritization (a combination of MaxEnt, Co\$ting Nature and DINAMICA EGO modeling approaches). **Ecological Modelling**, v. 429, p. 109093, 2020.

HORTON, R. E. Drainage-basin characteristics. **Eos, transactions american geophysical union**, v. 13, n. 1, p. 350-361, 1932.

HOSSAIN, M. K.; MENG, Q. A fine-scale spatial analytics of the assessment and mapping of buildings and population at different risk levels of urban flood. **Land Use Policy**, v. 99, p. 104829, 2020.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Banco de informações ambientais (BDIA): Um novo instrumento para organização e preservação**. 2018a. Disponível em: <https://bdiaweb.ibge.gov.br/#/consulta/pedologia>. Acesso em: 20 set. 2021.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo demográfico do estado da Paraíba, 2010**. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pb/panorama>. Acesso em: 22 nov. 2021.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo demográfico do estado da Paraíba, 2000**. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pb/panorama>. Acesso em: 22 nov. 2021.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Divisão Regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias**. Rio de Janeiro: IBGE, 2017. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv100600.pdf>. Acesso em: 24 nov. 2021.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Panorama do estado da Paraíba, 2021**. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pb/panorama>. Acesso em: 24 nov. 2021.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa de Informações Básicas Municipais – MUNIC, 2013**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/10586-pesquisa-de-informacoes-basicas-municipais.html?edicao=18195&t=downloads>. Acesso em: 22 jan. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa de Informações Básicas Municipais – MUNIC, 2017**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/10586-pesquisa-de-informacoes-basicas-municipais.html?edicao=18195&t=downloads>. Acesso em: 22 jan. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produto Interno bruto**. 2019. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>. Acesso em: 22 dez. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Projeções da população, 2018b**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/9109-projecao-da-populacao.html?=&t=resultados>. Acesso em: 22 nov. 2021.

INOUYE, C. E. N.; SOUSA, W. C. de; FREITAS, D. M. de; SIMÕES, E. Modelling the spatial dynamics of urban growth and land use changes in the north coast of São Paulo, Brazil. **Ocean & Coastal Management**, v. 108, p. 147-157, 2015.

IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. “**Managing the Risks of Extreme Events and Disasters to Advance Climate Change Adaptation.**” In A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change, edited by C. B. Field, V. Barros, T. F. Stocker, D. Qin, D. J. Dokken, K. L. Ebi, M. D. Mastrandrea, et al., 582. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2012.

IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate Change 2013** – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (pp. I-Ii). Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Headline Statements from the Summary for Policymakers.** In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.)]. Cambridge University Press, 2021.

JARAMILLO, P.; NAZEMI, A. Assessing urban water security under changing climate: challenges and ways forward. **Sustainable Cities And Society**, v. 41, p. 907-918, 2018.

JELOKHANI-NIARAKI, M.; MALCZEWSKI, J. A group multicriteria spatial decision support system for parking site selection problem: a case study: A case study. **Land Use Policy**, v. 42, p. 492-508, 2015.

JELOKHANI-NIARAKI, M.; SADEGHI-NIARAKI, A.; CHOI, S. Semantic interoperability of GIS and MCDA tools for environmental assessment and decision making. **Environmental Modelling & Software**, v. 100, p. 104-122, 2018.

JORNAL DA PARAÍBA. **Chuva atinge mais de 70% dos municípios da Paraíba:** Maior índice pluviométrico em janeiro foi registrado na cidade de Itaporanga, no Sertão. 2018. Disponível em: https://jornaldaparaiba.com.br/noticias/vida_urbana/2018/02/01/chuva-atinge-mais-de-70-dos-municipios-da-pb. Acesso em: 15 dez. 2021.

KANANI-SADAT, Y.; ARABSHEIBANI, R.; KARIMIPOUR, F.; NASSERI, M. A new approach to flood susceptibility assessment in data-scarce and ungauged regions based on GIS-based hybrid multi criteria decision-making method. **Journal of hydrology**, v. 572, p. 17-31, 2019.

KASPERSEN, P. S.; RAVN, N. H.; ARNBJERG-NIELSEN, K.; MADSEN, H. Comparison of the impacts of urban development and climate change on exposing European cities to pluvial flooding. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 21, n. 8, p. 4131-4147, 2017.

KHOSRAVI, K.; NOHANI, E.; MAROUFINIA, E.; POURGHASEMI, H. R. A GIS-based flood susceptibility assessment and its mapping in Iran: a comparison between frequency ratio

and weights-of-evidence bivariate statistical models with multi-criteria decision-making technique. **Natural Hazards**, v. 83, p. 947-987, 2016.

KHOSRAVI, K.; PHAM, B. T.; CHAPI, K.; SHIRZADI, A.; SHAHABI, H.; REVHAUG, I.; PRAKASH, I.; BUI, D. T. A comparative assessment of decision trees algorithms for flash flood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran. **Science of the Total Environment**, v. 627, p. 744-755, 2018.

KHOSRAVI, K.; SHAHABI, H.; PHAM, B. T.; ADAMOWSKI, J.; SHIRZADI, A.; PRADHAM, B.; DOU, J.; LY, H.; GRÓF, G.; HO, H. L.; HONG, H.; CHAPI, K.; PRAKASH, I. A comparative assessment of flood susceptibility modeling using multi-criteria decision-making analysis and machine learning methods. **Journal of Hydrology**, v. 573, p. 311-323, 2019.

KIND, J.; BOTZEN, W.J. W.; AERTS, J. C.J.H. Accounting for risk aversion, income distribution and social welfare in cost-benefit analysis for flood risk management. **Wires Climate Change**, v. 8, n. 2, p. 1-20, 2016.

KRON, W. Flood risk= hazard• values• vulnerability. **Water international**, v. 30, n. 1, p. 58-68, 2005.

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

LI, F.; DUAN, H.; YAN, H.; TAO, T. Multi-Objective Optimal Design of Detention Tanks in the Urban Stormwater Drainage System: framework development and case study. **Water Resources Management**, v. 29, n. 7, p. 2125-2137, 2015.

LI, J.; LIU, X.; CHEN, F. Evaluation of Nonstationarity in Annual Maximum Flood Series and the Associations with Large-scale Climate Patterns and Human Activities. **Water Resources Management**, v. 29, p. 1653–1668, 2015.

LINN, H. K. **Floods cause acute water shortage in hundreds of Myanmar villages**. Reuters, 2015. Disponível em: <https://www.reuters.com/article/us-myanmar-floods/floods-cause-acute-water-shortage-in-hundreds-of-myanmar-villages-idUSKCN0QO11R20150819>. Acesso em: 18 jan. 2022.

LISBOA, C. **Perfis Parlamentares 51: Antônio Mariz**. Biblioteca Digital da Câmara dos Deputados. Brasília: PLENARIUM, 2006. 473p. Inundações na cidade de Sousa e em municípios ribeirinhos. Publicado no Diário do Congresso Nacional, Seção I, de 25 de abril de 1974, 2060p.

LUU, C.; PHAM, B. T.; PHONG, T. V.; COSTACHE, R.; NGUYEN, H. D.; AMIRI, M.; BUI, Q. D.; NGUYEN, L. T.; VAN LE, H.; PRAKASH, I.; TRINH, P. T. GIS-Based Ensemble Computational models for Flood Susceptibility Prediction in the Quang Binh Province, Vietnam. **Journal of Hydrology**, p. 126500, 2021.

LUU, C.; VON MEDING, J.; KANJANABOOTRA, S. Assessing flood hazard using flood marks and analytic hierarchy process approach: A case study for the 2013 flood event in Quang Nam, Vietnam. **Natural Hazards**, v. 90, n. 3, p. 1031-1050, 2018.

MACEDO, R. C. ALMEIDA, C. M.; SANTOS, J. R.; RUDORFF, B. F. T. Modelagem dinâmica espacial das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 19, n. 2, p. 313-337, 2013.

MAGOSSI, J. C.; PAVIOTTI, J. R. Incerteza em entropia. **Revista Brasileira de História da Ciência**, v. 12, n. 1, p. 84-96, 2019.

MAHMOOD, M. I.; ELAGIB, N. A.; HORN, F.; SAAD, S. A. G. Lessons learned from Khartoum flash flood impacts: an integrated assessment. **Science Of The Total Environment**, v. 601-602, p. 1031-1045, 2017.

MAHMOUD, S. H.; GAN, T. Y. Urbanization and climate change implications in flood risk management: Developing an efficient decision support system for flood susceptibility mapping. **Science of the Total Environment**, v. 636, p. 152-167, 2018.

MALCZEWSKI, J. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. **International journal of geographical information science**, v. 20, n. 7, p. 703-726, 2006.

MALCZEWSKI, J.; JANKOWSKI, P. Emerging trends and research frontiers in spatial multicriteria analysis. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 34, n. 7, p. 1257-1282, 2020.

MALCZEWSKI, J.; RINNER, C. **Multicriteria decision analysis in geographic information science**. 1. ed. Springer: New York, 2015.

MALIK, S.; PAL, S. C.; CHOWDHURI, I.; CHAKRABORTTY, R.; ROY, P.; DAS, B. Prediction of highly flood prone areas by GIS based heuristic and statistical model in a monsoon dominated region of Bengal Basin. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100343, 2020.

MALLAKPOUR, I.; VILLARINI, G. Analysis of changes in the magnitude, frequency, and seasonality of heavy precipitation over the contiguous US A. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 130, p. 345-363, 2017.

MAO, J.; XIA, B.; ZHOU, Y.; BI, F.; ZHANG, X.; ZHANG, W.; XIA, S. Effect of roof materials and weather patterns on the quality of harvested rainwater in Shanghai, China. **Journal Of Cleaner Production**, v. 279, p. 123419, 2021.

MAPBIOMAS PROJECT. **Collection [5.0] of the Annual Land Use Land Cover Maps of Brazil**. 2020. Disponível em: <mapbiomas.org>. Acesso em: 10 ago. 2021.

MAZURKIEWICZ, K.; JEŚ-WALKOWIAK, J.; MICHAŁKIEWICZ, M. Physicochemical and microbiological quality of rainwater harvested in underground retention tanks. **Science Of The Total Environment**, v. 814, p. 152701, 2022.

MCGARIGAL, K.; CUSHMAN, S.; ENE, E. **FRAGSTATS v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps**. Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst. 2012. Disponível em: <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>. Acesso em: 15 nov. 2021.

MDR – MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO REGIONAL. **Adesão dos estados à regionalização dos serviços de saneamento básico supera expectativa do Governo Federal**, 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/pt-br/noticias/transito-e-transportes/2022/01/adesao-dos-estados-a-regionalizacao-dos-servicos-de-saneamento-basico-supera-expectativa-do-governo-federal>. Acesso em: 01 jan. 2022.

MORINI, E.; TOUCHAEI, A. G.; ROSSI, F.; COTANA, F.; AKBARI, H. Evaluation of albedo enhancement to mitigate impacts of urban heat island in Rome (Italy) using WRF meteorological model. **Urban climate**, v. 24, p. 551-566, 2018.

MMA – MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. **Cadastro Nacional de Unidades de Conservação (CNUC)**. 2019. Disponível em: <http://mapas.mma.gov.br/i3geo/datadownload.htm>. Acesso em: 15 set. 2021

MOHAMMADIUN, S.; YAZDI, J.; NEYSHABOURI, S. A. A. S.; SADIQ, R. Development of a stochastic framework to design/rehabilitate urban stormwater drainage systems based on a resilient approach. **Urban Water Journal**, v. 15, n. 2, p. 167-176, 2018.

MONDAL, M. S. H.; MURAYAMA, T.; NISHIKIZAWA, S. Assessing the flood risk of riverine households: A case study from the right bank of the Teesta River, Bangladesh. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 51, p. 101758, 2020.

MONDAL, S. K.; HUANG, J.; WANG, Y.; SU, B.; ZHAI, J.; TAO, H.; WANG, G.; FISCHER, T.; WEN, S.; JIANG, T. Doubling of the population exposed to drought over South Asia: CMIP6 multi-model-based analysis. **Science Of The Total Environment**, v. 771, p. 145186, 2021.

MSABI, M. M.; MAKONYO, M. Flood susceptibility mapping using GIS and multi-criteria decision analysis: a case of Dodoma region, central Tanzania. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 21, p. 100445, 2021.

NETO, R. F. M.; CALIJURI, M. L.; CARVALHO, I. C.; SANTIAGO, A. F. Rainwater treatment in airports using slow sand filtration followed by chlorination: efficiency and costs. **Resources, Conservation and Recycling**, v. 65, p. 124-129, 2012.

NOVAES, M. R.; ALMEIDA, C. M.; RUDORFF, B. F. T.; AGUIAR, D. A. Cenários prognósticos baseados em modelagem dinâmica espacial para o manejo da colheita da cana-de-açúcar no estado de São Paulo. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba. In: **Anais do XV do SBSR**. Curitiba: SBSR, 2011, p. 407 – 414.

NYAMEKYE, C.; KWOFIE, S.; AGYAPONG, E.; OFOSU, S. A.; ARTHUR, R.; APPIAH, L. B. Integrating support vector machine and cellular automata for modelling land cover change in the tropical rainforest under equatorial climate in Ghana. **Current Research In Environmental Sustainability**, v. 3, p. 100052, 2021.

O'NEILL, B. C.; KRIEGLER, E.; EBI, K. L.; KEMP-BENEDICT, E.; RIAHI, K.; ROTHMAN, D. S.; VAN RUIJVEN, B. J.; VAN VUUREN, D. P.; BIRKMANN, J.; KOK, K.; LEVY, M.; SOLECKI, W. The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways

describing world futures in the 21st century. **Global Environmental Change**, v. 42, p. 169-180, 2017.

OCTAVIANTI, Thanti. Rethinking water security: how does flooding fit into the concept? **Environmental Science & Policy**, v. 106, p. 145-156, 2020.

OGATO, G. S.; BANTIDER, A.; ABEBE, K.; GENELETTI, D. Geographic information system (GIS)-Based multicriteria analysis of flooding hazard and risk in Ambo Town and its watershed, West shoa zone, oromia regional State, Ethiopia. **Journal Of Hydrology: Regional Studies**, v. 27, p. 100659, 2020.

OLIVEIRA, L. M. **Modelagem dinâmica e cenários urbanos de demanda de água: simulações em Campina Grande - PB**. 2019. 98 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil e Ambiental, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental Á, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2019.

OLIVEIRA, L. M.; SILVA, S. M. O.; SOUZA FILHO, F. A.; RUFINO, I. A. A.; BRITO, H. C.; LOPES, T M. X. M. Modelagem dinâmica da expansão urbana usando autômatos celulares: o caso de Fortaleza–CE. **Urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana**, v. 13, p. 1-14, 2021.

PABI, O.; EGYIR, S.; ATTUA, E. M. Flood hazard response to scenarios of rainfall dynamics and land use and land cover change in an urbanized river basin in Accra, Ghana. **City and Environment Interactions**, v. 12, p. 100075, 2021.

PADOWSKI, J. C.; CARRERA, L.; JAWITZ, J. W. Overcoming Urban Water Insecurity with Infrastructure and Institutions. **Water Resources Management**, v. 30, n. 13, p. 4913-4926, 2016.

PAL, S. C.; CHOWDHURI, I.; DAS, B.; CHAKRABORTTY, R.; ROY, P.; SAHA, A.; SHIT, M. Threats of climate change and land use patterns enhance the susceptibility of future floods in India. **Journal of environmental management**, v. 305, p. 114317, 2022.

PALLARD, B.; CASTELLARIN, A.; MONTANARI, A. A look at the links between drainage density and flood statistics. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 13, n. 7, p. 1019-1029, 2009.

PARAÍBA. **Atualização do Plano Estadual de Recursos Hídricos – PERH**. Relatório Parcial RP02-A. Volume I. Governo do Estado da Paraíba. 2019. Disponível em: http://www.aesa.pb.gov.br/aesa-website/wp-content/uploads/2021/09/RP02-A_PERH-PB_rev1-VOL1.pdf. Acesso em: 06 dez. 2021.

PARAÍBA. **Plano Estadual de Recursos Hídricos – PERH**. Resumo estendido. Governo do Estado da Paraíba. 2006. Disponível em: http://www.aesa.pb.gov.br/aesa-website/wp-content/uploads/2016/11/PE_34.pdf. Acesso em: 06 dez. 2021.

PHAM, B. T.; LUU, C.; PHONG, T. V.; NGUYEN, H. D.; VAN LE, H.; TRAN, T. Q.; TA, H. T.; PRAKASH, I. Flood risk assessment using hybrid artificial intelligence models integrated with multi-criteria decision analysis in Quang Nam Province, Vietnam. **Journal of Hydrology**, v. 592, p. 125815, 2021.

PIMENTEL, I. M. C. **Avaliação quali-quantitativa das águas do riacho Reginaldo e seus afluentes**. 2009. 140 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Recursos Hídricos e Saneamento, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento, Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2009.

PORTAL PICUÍ HOJE. **Em Campina Grande: Forte chuva deixa vários pontos de alagamento nesta 5ª**. 2019. Disponível em: <https://www.portalicuihoje.com.br/2019/04/em-campina-grande-forte-chuva-deixa.html>. Acesso em: 15 dez. 2021.

QI, M.; HUANG, H.; LIU, L.; CHEN, X. Spatial heterogeneity of controlling factors' impact on urban pluvial flooding in Cincinnati, US. **Applied Geography**, v. 125, p. 102362, 2020.

QUEIROGA, A. A. **Análise das áreas propensas a inundação e a expansão urbana no município de João Pessoa, Paraíba, Brasil**. 2021. 103 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de E Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente, Centro de Ciências Exatas e da Natureza, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2021.

QUEIROZ ROSENDO, E. E.; SOUZA, B. I.; PIRES, A. L.; PEDROSA, L. P. D.; FILGUEIRA, H. J. A. Chuvas extremas e desordenamento do território na construção do risco: um estudo de caso no município de Cabaceiras-Paraíba (Brasil). **Cuad. Geogr. Rev. Colomb. Geogr.**, v. 24, n. 2, p. 189-203, 2015.

RÁDIO TABAJARA. **Chuvas causam alagamentos e trânsito lento em JP**. 2021. Disponível em: <https://radiotabajara.pb.gov.br/noticias/chuvas-causam-alagamentos-e-transito-lento-em-joao-pessoa>. Acesso em: 15 dez. 2021.

RAHMATI, O.; POURGHASEMI, H. R.; ZEINIVAND, H. Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, Iran. **Geocarto International**, v. 31, n. 1, p. 42-70, 2016.

RAMOS FILHO, R. S. **Avaliação da concepção do sistema de abastecimento de água em Serraria – PB: uma abordagem SIG - MCDA**. 2019. 69 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Civil, Universidade Estadual da Paraíba, Araruna, 2019.

RAMOS FILHO, R. S.; SOUSA, B. G.; CORDÃO, M. J. S. Riscos nas condições de abastecimento de água em escala urbana: uma abordagem baseada em SIG-MCDA. **Revista Dae**, v. 69, n. 232, p. 163-173, 2021.

REDDY, K. R.; XIE, T.; DASTGHEIBI, S. Adsorption of mixtures of nutrients and heavy metals in simulated urban stormwater by different filter materials. **Journal of Environmental Science and Health, Part A**, v. 49, n. 5, p. 524-539, 2014.

REIS, P. E.; PARIZZI, M. P.; MAGALHÃES, D. M.; MOURA, A. C. O escoamento superficial como condicionante de inundações em Belo Horizonte, MG: estudo de caso da sub-bacia Córrego do Leitão, bacia do Ribeirão Arrudas. **Geociências**, v. 31, n. 1, p. 31-46, 2012.

REZENDE, O. M. **Manejo de águas pluviais: quem vai pagar a conta?** 2015. Disponível em: <https://www.aquafluxus.com.br/manejo-de-aguas-pluviais-quem-vai-pagar-a-conta/?lang=en>. Acesso em: 10 out. 2021.

RIAHI, K.; VAN VUUREN, D. P.; KRIEGLER, E.; EDMONDS, J.; O'NEILL, B. C.; FUJIMORI, S.; BAUER, N.; CALVIN, K.; DELLINK, R.; FRICKO, O.; LUTZ, W.; POPP, A.; CUARESMA, J. C.; KC, S.; LEIMBACH, M.; JIANG, L.; KRAM, T.; RAO, S.; EMMERLING, J.; EBI, K.; HASEGAWA, T.; HAVLIK, P.; HUMPENÖDER, F.; DA SILVA, L. A.; SMITH, S.; STEHFEST, E.; BOSETTI, V.; EOM, J.; GERNAAT, D.; MASUI, T.; ROGELJ, J.; STREFLER, J.; DROUET, L.; KREY, V.; LUDERER, G.; HARMSSEN, M.; TAKAHASHI, K.; BAUMSTARK, L.; DOELMAN, J. C.; KAINUMA, M.; KLIMONT, Z.; MARANGONI, G.; LOTZE-CAMPEN, H.; OBERSTEINER, M.; TABEAU, A.; TAVONI, M. The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. **Global Environmental Change**, v. 42, p. 153-168, 2017.

RIMBA, A. B.; SETIAWATI, M. D.; SAMBAH, A. B.; MIURA, F. Physical flood vulnerability mapping applying geospatial techniques in Okazaki City, Aichi Prefecture, Japan. **Urban Science**, v. 1, n. 1, p. 7, 2017.

RODRIGUES, H. O.; SOARES FILHO, B. S.; COSTA, W. L. S. DINAMICA EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2007, Florianópolis. **Anais [...]**. Florianópolis: SBSR, 2007, p. 3089 – 3096.

ROSA, M.; SHIMBO, J. Z.; AZEVEDO, T. MapBiomass - Mapeando as transformações do território brasileiro nas últimas três décadas. In: Anais do VIII Simpósio de Restauração Ecológica, 8., 2019, São Paulo. **Anais [...]**. São Paulo: Instituto de Botânica, 2019.

RUFINO, I. A. A.; GALVÃO, C. O.; CUNHA, J. E. B. L. Land-Use Land Cover Change and Forestry (LULCCF). In: LEAL FILHO, W. et al. (Eds.). **Climate Action**. Encyclopedia of the UN Sustainable Development Goals. Cham: Springer International Publishing, 2019.

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

RUFINO, I.; DJORDJEVIĆ, S.; BRITO, H. C. DE; ALVES, P. B. R. Multi-Temporal BuiltUp Grids of Brazilian Cities: How Trends and Dynamic Modelling Could Help on Resilience Challenges? **Sustainability**, v. 13, n. 2, p. 748, 2021.

SAHA, T. K.; PAL, S.; TALUKDAR, S.; DEBANSHI, S.; KHATUN, R.; SINGHA, P.; MANDAL, I. How far spatial resolution affects the ensemble machine learning based flood susceptibility prediction in data sparse region. **Journal of Environmental Management**, v. 297, p. 113344, 2021.

SAMANTA, R. K.; BHUNIA, G. S.; SHIT, P. K.; POURGHASEMI, H. R. Flood susceptibility mapping using geospatial frequency ratio technique: a case study of Subarnarekha River Basin, India. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 4, p. 395-408, 2018.

SANCHEZ, A.; MEDINA, N.; VOJINOVIC, Z.; PRICE, R. An integrated cellular automata evolutionary-based approach for evaluating future scenarios and the expansion of urban drainage networks. **Journal of Hydroinformatics**, v. 16, n. 2, p. 319–340, 2014.

SANTOS, C. A. G.; BARBOSA, F. A. R. Caracterização da problemática de inundação na bacia do rio Mamanguape/PB. In: Encontro nacional de águas urbanas, 6, 2005, Belo Horizonte. **Anais [...]**. Belo Horizonte: ABRH, 2005.

SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; SILVA, R. M.; SANTOS, D. C. Innovative approach for geospatial drought severity classification: a case study of paraíba state, Brazil. **Stochastic Environmental Research And Risk Assessment**, v. 33, n. 2, p. 545-562, 2019.

SANTOS, C. Análise da suscetibilidade à ocorrência de enchentes e alagamento na bacia do alto/médio curso do rio Jaguaribe, João Pessoa/PB, a partir de características morfométricas extraídas de dados SRTM. **Revista de Geociências do Nordeste**, v. 1, n. 1, p. 37-49, 30 jun. 2015.

SANTOS, C. L.; SILVA, O. G.; VITAL, S. R. O.; WANDERLEY, L. S. A. Análise da suscetibilidade à ocorrência de enchentes e inundações na bacia do rio Jaguaribe – João Pessoa/PB. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 11, n. 5, p. 1876-1888, 2018.

SEE, L.; MOONEY, P.; FOODY, G.; BASTIN, L.; COMBER, A.; ESTIMA, J.; FRITZ, S.; KERLE, N.; JIANG, B.; LAAKSO, M.; LIU, H.; MILCINSKI, G.; NIKSIC, M.; PAINHO, M.; PODOR, A.; OLTEANU-RAIMOND, A.; RUTZINGER, M. Crowdsourcing, citizen science or volunteered geographic information? The current state of crowdsourced geographic information. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 5, n. 5, p. 55, 2016.

SEEJATA, K.; YODYING, A.; WONGTHADAM, T.; MAHAVIK, N.; TANTANEE, S. Assessment of flood hazard areas using Analytical Hierarchy Process over the Lower Yom Basin, Sukhothai Province. **Procedia Engineering**, v. 212, p. 340-347, 2018.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell system technical journal**, v. 27, n. 3, p. 379-423, 1948.

SHIT, P. K.; BHUNIA, G. S.; POURGHASEMI, H. R. Gully erosion susceptibility mapping based on bayesian weight of evidence. In: **Gully Erosion Studies from India and Surrounding Regions.**, Cham: Springer, 2020. 480p.

SIABI, E. K.; KABOBAH, A. T.; AKPOTI, K.; ANORNU, G. K.; AMO-BOATENG, M.; NYANTAKYI, E. K. Statistical downscaling of global circulation models to assess future climate changes in the Black Volta basin of Ghana. **Environmental Challenges**, v. 5, p. 100299, 2021.

SILVA, L. B. L.; HUMBERTO, J. S.; ALENCAR, M. H.; FERREIRA, R. J. P.; ALMEIDA, A. T. de. GIS-based multidimensional decision model for enhancing flood risk prioritization in urban areas. **International Journal Of Disaster Risk Reduction**, v. 48, p. 101582, 2020.

SILVA, R. F. C. **Estudos estados brasileiros: Paraíba 2000-2013**. São Paulo: Fundação Perseu Abramo, 2014. 85 p. Disponível em: <https://fpabramo.org.br/publicacoes/wp-content/uploads/sites/5/2017/05/Para%C3%ADba-web.pdf>. Acesso em: 07 dez. 2021.

SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis**. London: Chapman & Hall/CRC, 1998.

SIMONOVIC, S. P.; SCHARDONG, A.; SANDINK, D. Mapping Extreme Rainfall Statistics for Canada under Climate Change Using Updated Intensity-Duration-Frequency Curves. **Journal Of Water Resources Planning And Management**, v. 143, n. 3, p. 1-12, 2017.

SINISI, L.; AERTGEERTS, R. **Guidance on water supply and sanitation in extreme weather events**. Copenhagen: United Nations, 2011. Disponível em: https://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0016/160018/WHOGuidanceFVLR.pdf. Acesso em: 18 jan. 2022.

SIPPEL, S.; MEINSHAUSEN, N.; FISCHER, E. M.; SZÉKELY, E.; KNUTTI, R. Climate change now detectable from any single day of weather at global scale. **Nature Climate Change**, v. 10, p. 35-41, 2020. <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0666-7>.

SNIS - SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÕES SOBRE SANEAMENTO. **4º Diagnóstico de Drenagem e Manejo das Águas Pluviais Urbanas**, 2019. Brasília: SNS/MDR, 2020.

SNIS - SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÕES SOBRE SANEAMENTO. **Diagnóstico Temático Drenagem e Manejo das Águas Pluviais Urbanas**, 2020. Brasília: SNS/MDR, 2021.

SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; PENNACHIN, C. L. DINAMICA – A stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. **Ecological Modelling**, v. 154, n. 3, p. 217 - 235, 2002.

SOARES-FILHO, B. S.; NEPSTAD, D. C.; CURRAN, L. M.; CERQUEIRA, G. C.; GARCIA, R. A.; RAMOS, C. A.; VOLL, E.; MCDONALD, A.; LEFEBVRE, P.; SCHLESINGER, P. Modelling conservation in the Amazon basin. **Nature**, v. 440, n. 7083, p. 520–523, 2006.

SOARES-FILHO, B. S.; RODRIGUES, H. O.; COSTA, W. L. **Modeling environmental dynamics with Dinamica EGO**. Centro de Sensoriamento Remoto. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte: UFMG, 2009, 115 p.

SOARES-FILHO, B. S.; RODRIGUES, H.; FOLLADOR, M. A hybrid analyticalheuristic method for calibrating land-use change models. **Environmental Modelling and Software**, v. 43, p. 80 - 87, 2013.

SOHN, W.; BRODY, S. D.; KIM, J.; LI, M. How effective are drainage systems in mitigating flood losses? **Cities**, v. 107, p. 102917, 2020.

SONG, Y. H.; NASHWAN, M. S.; CHUNG, E.; SHAHID, S. Advances in CMIP6 INM-CM5 over CMIP5 INM-CM4 for precipitation simulation in South Korea. **Atmospheric Research**, v. 247, p. 105261, 2021.

SÖRENSEN, R.; ZINKO, U.; SEIBERT, J. On the calculation of the topographic wetness index: evaluation of different methods based on field observations. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 10, n. 1, p. 101-112, 2006.

SOUISSI, D.; ZOUHRI, L.; HAMMAMI, S.; MSADDEK, M. H.; ZGHIBI, A.; DLALA, M. GISbased MCDM–AHP modeling for flood susceptibility mapping of arid areas, southeastern Tunisia. **Geocarto International**, v. 35, n. 9, p. 991-1017, 2019.

SOUZA, C. M.; Z. SHIMBO, J.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; A. ALENCAR, A.; RUDORFF, B. F. T.; HASENACK, H.; MATSUMOTO, M.; G. FERREIRA, L.; SOUZA-FILHO, P. W. M.; DE OLIVEIRA, S. W.; ROCHA, W. F.; FONSECA, A. V.; MARQUES, C. B.; DINIZ, C. G.; COSTA, D.; MONTEIRO, D.; ROSA, E. R.; VÉLEZ-MARTIN, E.; et al. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020.

SOUZA, V. C. B.; MORAES, L. R. S.; BORJA, P. C. Déficit na drenagem urbana: buscando o entendimento e contribuindo para a definição. **Revista Eletrônica de Gestão e Tecnologias Ambientais**, v. 1, n. 2, p. 162-175, 2013.

STÉPHENNE, N.; LAMBIN, E. F. A dynamic simulation model of land-use changes in Sudano-sahelian countries of Africa (SALU). **Agriculture, Ecosystems & Environment**, v. 85, n. 1–3, p. 145–161, 2001.

SUN, X.; LI, R.; SHAN, X.; XU, H.; WANG, J. Assessment of climate change impacts and urban flood management schemes in central Shanghai. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 65, p. 102563, 2021.

SURIYA, S.; MUDGAL, B. V. Impact of urbanization on flooding: The Thirusoolam sub watershed–A case study. **Journal of hydrology**, v. 412, p. 210-219, 2012.

TABARI, H. Climate change impact on flood and extreme precipitation increases with water availability. **Scientific Reports**, v. 10, p. 13768, 2020.

TEHRANY, M. S.; KUMAR, L. The application of a Dempster–Shafer-based evidential belief function in flood susceptibility mapping and comparison with frequency ratio and logistic regression methods. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, p. 490, 2018.

TEHRANY, M. S.; KUMAR, L.; NEAMAH JEBUR, M.; SHABANI, F. Evaluating the application of the statistical index method in flood susceptibility mapping and its comparison with frequency ratio and logistic regression methods. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 10, n. 1, p. 79–101, 2019.

THANVISITTHPON, N.; SHRESTHA, S.; PAL, I. Urban flooding and climate change: A case study of Bangkok, Thailand. **Environment and Urbanization ASIA**, v. 9, n. 1, p. 86-100, 2018.

THIBAUT, K. M.; BROWN, J. H. Impact of an extreme climatic event on community assembly. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 105, n. 9, p. 3410-3415, 2008.

TU, W.; XIONG, Q.; QIU, X.; ZHANG, Y. Dynamics of invasive alien plant species in China under climate change scenarios. **Ecological Indicators**, v. 129, p. 107919, 2021.

TUCCI, C. E. M.; BERTONI, J. C. **Inundações urbanas na América do Sul**. Porto Alegre: ABRH, 2003.

TUCCI, C. M. **Controle de enchentes**. In: TUCCI, C. M. (Org.). Hidrologia: ciência e aplicação. Porto Alegre: Editora da Universidade/Edusp; ABRH, 1993. 944 p.

UFCG – Universidade Federal de Campina Grande; FUNASA – Fundação Nacional de Saúde. **Plano Municipal de Saneamento Básico da Paraíba: Diagnóstico Técnico-Participativo**, Campina Grande: 2021.

UN WATER. **What is water security? Infographic**, 2013. Disponível em: https://www.unwater.org/app/uploads/2017/05/unwater_poster_Oct2013.pdf. Acesso em: 18 jan. 2022.

USGS - UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Earth Resources Observation and Science (EROS) Center. USGS EROS Archive - Digital Elevation - Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) Non-Void Filled**. 2018. Disponível em: https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radar-topography-mission-srtm-non?qt-science_center_objects=0#qt-science_center_objects. Acesso em: 08 dez. 2021.

VALERIANO, M. M.; ALBUQUERQUE, P. C. G. **Topodata: processamento dos dados SRTM**. São José dos Campos, SP: INPE: Coordenação de Ensino, Documentação e Programas Especiais (INPE-16702-RPQ/854). 79p., 2010. Disponível em: <https://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/>. Acesso em: 10 ago. 2021.

VAN STEENBERGEN, N.; RONSYN, J.; WILLEMS, P. A non-parametric data-based approach for probabilistic flood forecasting in support of uncertainty communication. **Environmental Modelling & Software**, v. 33, p. 92-105, 2012.

VAN VLIET, J.; HURKENS, J.; WHITE, R.; VAN DELDEN, H. An Activity-Based Cellular Automaton Model to Simulate Land-Use Dynamics. **Environment and Planning B: Planning and Design**, v. 39, n. 2, p. 198–212, 2012

VELÁZQUEZ, M. V.; MORENO, J. A. N. Proyección Cónica Equivalente de Albers: propiedades y aplicación para México. **Revista Cartográfica**, v. 94, p. 105-126, 2017.

VERBURG, P. H.; OVERMARS, K. P. Dynamic Simulation of Land-Use Change Trajectories with the Clue-S Model. In: KOOMEN, E. et al. (Eds.). **Modelling Land-Use Change: Progress and Applications**. Dordrecht: Springer Netherlands, p. 321–337, 2007.

VERONESI, F.; SCHITO, J.; GRASSI, S.; RAUBAL, M. Automatic selection of weights for GIS-based multicriteria decision analysis: site selection of transmission towers as a case study. **Applied Geography**, v. 83, p. 78-85, 2017.

VIJITH, H.; DODGE-WAN, D. Modelling terrain erosion susceptibility of logged and regenerated forested region in northern Borneo through the Analytical Hierarchy Process (AHP) and GIS techniques. **Geoenvironmental Disasters**, v. 6, p. 8, 2019.

VON NEUMANN, J.; BURKS, A. W. Theory of self-reproducing automata. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 5, n. 1, p. 3-14, 1966.

WANDERS, N.; KARSSSENBERG, D.; ROO, A.; JONG, S. M.; BIERKENS, M. F. P. The suitability of remotely sensed soil moisture for improving operational flood forecasting. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 18, n. 6, p. 2343-2357, 2014.

WANG, H.; XIAO, W.; WANG, Y.; ZHAO, Y.; LU, F.; YANG, M.; HOU, B.; YANG, H. Assessment of the impact of climate change on hydropower potential in the Nanliujiang River basin of China. **Energy**, v. 167, p. 950–959, 2019.

WANG, S.; GOODCHILD, M. F. **CyberGIS for geospatial discovery and innovation**. Dordrecht, Netherlands: Springer, 2018.

WANG, Y. M.; LUO, Y. Integration of correlations with standard deviations for determining attribute weights in multiple attribute decision making. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 51, n. 1-2, p. 1-12, 2010.

WANG, Y.; FANG, Z.; HONG, H.; COSTACHE, R.; TANG, X. Flood susceptibility mapping by integrating frequency ratio and index of entropy with multilayer perceptron and classification and regression tree. **Journal of Environmental Management**, v. 289, p. 112449, 2021.

WANG, Y.; HONG, H.; CHEN, W.; LI, S.; PANAHI, M.; KHOSRAVI, K.; SHIRZADI, A.; SHAHABI, H.; PANAHI, S.; COSTACHE, R. Flood susceptibility mapping in Dingnan County (China) using adaptive neuro-fuzzy inference system with biogeography based optimization and imperialistic competitive algorithm. **Journal of Environmental Management**, v. 247, p. 712-729, 2019.

WESSELS, K. J.; BERGH, F. V. D.; SCHOLE, R. J. Limits to detectability of land degradation by trend analysis of vegetation index data. **Remote Sensing Of Environment**, v. 125, p. 10-22, 2012.

WILLEMS, P. Revision of urban drainage design rules after assessment of climate change impacts on precipitation extremes at Uccle, Belgium. **Journal of Hydrology**, v. 496, p. 166-177, 2013.

WORDCLIM. **Global climate and weather data**. Disponível em: <https://worldclim.org/>. Acesso em: 20 out. 2021.

WU, X.; LIN, A.; LI, Y.; WU, H.; CEN, L.; LIU, H.; SONG, D. Simulating spatiotemporal land use change in middle and high latitude regions using multiscale fusion and cellular automata: **The case of Northeast China**. **Ecological Indicators**, v. 133, p. 108449, 2021.

WU, X.; WANG, Z.; GUO, S.; LIAO, W.; ZENG, Z.; CHEN, X. Scenario-based projections of future urban inundation within a coupled hydrodynamic model framework: A case study in Dongguan City, China. **Journal Of Hydrology**, v. 547, p. 428-442, 2017.

WU, Z.; SHEN, Y.; WANG, H.; WU, M. Urban flood disaster risk evaluation based on ontology and Bayesian Network. **Journal of Hydrology**, v. 583, p. 124596, 2020.

YAZDANFAR, Z.; SHARMA, A. Urban drainage system planning and design—challenges with climate change and urbanization: a review. **Water Science and Technology**, v. 72, n. 2, p. 165-179, 2015.

ZADEH L. A. **Fuzzy sets**. **Information and Control**, v. 8, p. 338-353, 1965.

ZAHRAN, S.; BRODY, S. D.; PEACOCK, W. G.; VEDLITZ, A.; GROVER, H. Social vulnerability and the natural and built environment: a model of flood casualties in Texas. **Disasters**, v. 32, n. 4, p. 537-560, 2008.

ZHANG, D.; SHI, X.; XU, H.; JING, Q.; PAN, X.; LIU, T.; WANG, H.; HOU, H. A GIS-based spatial multi-index model for flood risk assessment in the Yangtze River Basin, China. **Environmental Impact Assessment Review**, v. 83, p. 106397, 2020.

ZHANG, Q.; WU, Z.; TAROLLI, P. Investigating the Role of Green Infrastructure on Urban WaterLogging: evidence from metropolitan coastal cities. **Remote Sensing**, v. 13, n. 12, p. 2341, 2021.

ZHANG, W.; VILLARINI, G.; VECCHI, G. A.; SMITH, J. A. Urbanization exacerbated the rainfall and flooding caused by hurricane Harvey in Houston. **Nature**, v. 563, n. 7731, p. 384-388, 2018.

ZHAO, G.; PANG, B.; XU, Z.; CUI, L.; WANG, J.; ZUO, D.; PENG, D. Improving urban flood susceptibility mapping using transfer learning. **Journal of Hydrology**, v. 602, p. 126777, 2021.

ZHOU, Q.; LENG, G.; HUANG, M. Impacts of future climate change on urban flood volumes in Hohhot in northern China: benefits of climate change mitigation and adaptations. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 22, n. 1, p. 305-316, 2018.

ZHOU, Q.; LENG, Q.; SU, J.; REN, Y. Comparison of urbanization and climate change impacts on urban flood volumes: Importance of urban planning and drainage adaptation. **Science of the Total Environment**, v. 658, p. 24-33, 2019.

ZHOU, Y.; LIU, G.; FU, E.; ZHANG, K. An object-relational prototype of GIS-based disaster database. **Procedia Earth and Planetary Science**, v. 1, n. 1, p. 1060-1066, 2009.

ANEXO

Tabela 14 - Projeções de PIB per capita para municípios paraibanos

Municípios	a	b	R ²	x	y
Água Branca	386,1755053	-64,797005	0,967643602	42	16154,57
Aguiar	396,0087617	278,490653	0,961200026	42	16910,86
Alagoa Grande	425,6232293	265,644742	0,928008305	42	18141,82
Alagoa Nova	558,2210444	1545,99248	0,872810778	42	24991,28
Alagoinha	331,0773346	559,583637	0,947765255	42	14464,83
Alcantil	359,7484233	502,431005	0,988905345	42	15611,86
Algodão de Jandaíra	488,5621662	376,724805	0,940993844	42	20896,34
Alhandra	2802,701188	-9157,9129	0,799684924	42	108555,54
São João do Rio do Peixe	501,7255955	-439,53545	0,943110101	42	20632,94
Amparo	512,7359346	-19,312963	0,937629822	42	21515,60
Aparecida	453,8178805	-128,83479	0,936742633	42	18931,52
Araçagi	402,9102286	1009,3037	0,961746733	42	17931,53
Arara	354,0764083	144,727663	0,972142337	42	15015,94
Araruna	388,4544368	255,863563	0,982450763	42	16570,95
Areia	422,5986511	770,796363	0,872026858	42	18519,94
Areia de Baraúnas	445,1370887	2,41496842	0,932281946	42	18698,17
Areial	352,6296165	507,841126	0,946991965	42	15318,29
Aroeiras	385,5240722	-171,20516	0,972662648	42	16020,81
Assunção	475,0137135	-54,998042	0,978908879	42	19895,58
Baía da Traição	464,2876459	-40,756232	0,985067622	42	19459,32
Bananeiras	475,6700789	564,107521	0,848982991	42	20542,25
Baraúna	355,882018	924,762411	0,907061882	42	15871,81
Barra de Santana	404,0939947	-160,20439	0,953339715	42	16811,74
Barra de Santa Rosa	406,5743391	104,115189	0,981120378	42	17180,24
Barra de São Miguel	410,5281459	108,560468	0,96287186	42	17350,74
Bayeux	647,7803263	379,713874	0,957863768	42	27586,49
Belém	465,9892504	75,6370211	0,956010451	42	19647,19
Belém do Brejo do Cruz	433,2088865	-285,45596	0,949830139	42	17909,32
Bernardino Batista	463,0922489	-415,57116	0,934029167	42	19034,30
Boa Ventura	369,8720541	127,299332	0,950518967	42	15661,93
Boa Vista	809,1163474	4154,78775	0,84154504	42	38137,67
Bom Jesus	511,312388	-297,79417	0,92897405	42	21177,33
Bom Sucesso	399,6432331	110,216253	0,979979781	42	16895,23
Bonito de Santa Fé	375,6443406	324,919074	0,970541187	42	16101,98
Boqueirão	527,6775564	237,480458	0,98492012	42	22399,94
Igaracy	426,9874256	-77,872368	0,955390858	42	17855,60
Borborema	400,7827549	2359,17637	0,727272437	42	19192,05
Brejo do Cruz	435,125697	-254,70687	0,960612027	42	18020,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Municípios	a	b	R ²	x	y
Brejo dos Santos	418,5903534	-122,46591	0,976680396	42	17458,33
Caaporã	252,2090895	11776,7602	0,284472429	42	22369,54
Cabaceiras	427,8103105	466,524689	0,960676998	42	18434,56
Cabedelo	1888,202563	7466,92544	0,705707521	42	86771,43
Cachoeira dos Índios	558,0794962	-353,29691	0,960044206	42	23086,04
Cacimba de Areia	425,6141534	87,2656895	0,953445603	42	17963,06
Cacimba de Dentro	342,3118023	285,566926	0,97584716	42	14662,66
Cacimbas	357,4644105	-32,059611	0,968054521	42	14981,45
Caçara	411,7248331	231,938553	0,962044057	42	17524,38
Cajazeiras	937,617509	-1277,9289	0,962732958	42	38102,01
Cajazeirinhas	447,3435188	562,738353	0,956123259	42	19351,17
Caldas Brandão	558,1523459	-402,24673	0,940343869	42	23040,15
Camalaú	497,8967489	-301,62386	0,948430168	42	20610,04
Campina Grande	1117,602314	-314,59414	0,967774349	42	46624,70
Capim	379,9054759	1168,60205	0,925711141	42	17124,63
Caraúbas	385,3560173	616,034568	0,980852161	42	16800,99
Carrapateira	497,9320684	-243,08967	0,961022559	42	20670,06
Casserengue	383,2228692	249,468374	0,978859346	42	16344,83
Catingueira	381,5369173	676,618668	0,964887942	42	16701,17
Catolé do Rocha	647,137491	-788,67321	0,942038676	42	26391,10
Caturité	601,8739602	697,907668	0,959894924	42	25976,61
Conceição	428,5430414	-37,628584	0,972168854	42	17961,18
Condado	416,6016466	280,738711	0,983074337	42	17778,01
Conde	1371,713863	190,607937	0,969767925	42	57802,59
Congo	541,9446647	56,1735211	0,979469178	42	22817,85
Coremas	486,2888872	-512,24902	0,928335487	42	19911,88
Coxixola	447,2976	900,5669	0,957764864	42	19687,07
Cruz do Espírito Santo	300,0353872	1695,01258	0,910369546	42	14296,50
Cubatí	425,2344263	-112,20843	0,975924704	42	17747,64
Cuité	486,0757293	-420,99206	0,95475629	42	19994,19
Cuitegi	396,9112353	-63,615021	0,944052373	42	16606,66
Cuité de Mamanguape	450,9539053	370,182095	0,989577071	42	19310,25
Curral de Cima	397,3713729	756,988284	0,962955907	42	17446,59
Curral Velho	419,4037008	106,125842	0,927292158	42	17721,08
Damião	384,3670977	33,3334737	0,975374041	42	16176,75
Desterro	357,2398211	215,507779	0,963172672	42	15219,58
Vista Serrana	448,1381624	-467,97781	0,969119097	42	18353,83
Diamante	392,840718	160,384811	0,973827183	42	16659,69
Dona Inês	384,1152692	-46,685526	0,966907539	42	16086,16

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Municípios	a	b	R ²	x	y
Duas Estradas	543,9243827	-70,480868	0,978463201	42	22774,34
Emas	435,7580707	381,788958	0,979040477	42	18683,63
Esperança	641,9285203	28,9281368	0,982831035	42	26989,93
Fagundes	398,9134677	184,919989	0,96205876	42	16939,29
Frei Martinho	448,9524947	10,2330053	0,959068466	42	18866,24
Gado Bravo	366,5271586	79,2247842	0,980149331	42	15473,37
Guarabira	878,7837338	-1297,4623	0,958970373	42	35611,45
Gurinhém	480,1174609	-240,41449	0,934151857	42	19924,52
Gurjão	402,0535609	1018,51181	0,971438074	42	17904,76
Ibiara	387,5037586	93,7820842	0,957160635	42	16368,94
Imaculada	304,0757075	397,099821	0,958084002	42	13168,28
Ingá	425,8099188	107,235253	0,958407124	42	17991,25
Itabaiana	576,671115	-553,00046	0,943496177	42	23667,19
Itaporanga	559,5517677	-300,92721	0,953757035	42	23200,25
Itapororoca	371,0053045	1719,95595	0,960166312	42	17302,18
Itatuba	472,4058286	131,3689	0,974493919	42	19972,41
Jacaraú	438,2443729	-65,654316	0,973867419	42	18340,61
Jericó	411,2814331	-14,152147	0,971655235	42	17259,67
João Pessoa	1283,822863	-145,89546	0,97485989	42	53774,66
Juarez Távora	335,9762519	715,097005	0,909993353	42	14826,10
Juazeirinho	428,9713714	-46,9793	0,946017259	42	17969,82
Junco do Seridó	501,5660323	-536,36449	0,945823295	42	20529,41
Juripiranga	440,5759233	491,207905	0,949469444	42	18995,40
Juru	361,8199699	140,901216	0,973385153	42	15337,34
Lagoa	390,4790632	-47,865063	0,97237558	42	16352,26
Lagoa de Dentro	438,0961075	347,648621	0,973547437	42	18747,69
Lagoa Seca	508,8294541	-428,64617	0,976756144	42	20942,19
Lastro	451,1366647	10,9208211	0,9411058	42	18958,66
Livramento	366,6728752	126,910011	0,96660531	42	15527,17
Logradouro	388,7471504	433,292721	0,931369101	42	16760,67
Lucena	719,9323707	256,379458	0,852168592	42	30493,54
Mãe d'Água	381,1354579	191,914942	0,975864363	42	16199,60
Malta	435,8730053	-81,992105	0,954297953	42	18224,67
Mamanguape	700,3612692	-290,47633	0,953285765	42	29124,70
Manaíra	313,9628511	267,306963	0,969606363	42	13453,75
Marcação	434,9805143	424,2951	0,949299499	42	18693,48
Mari	439,344988	-82,617974	0,954167088	42	18369,87
Marizópolis	409,7896617	68,1914526	0,902551743	42	17279,36
Massaranduba	310,3123075	1178,89792	0,917373677	42	14212,01

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Municípios	a	b	R ²	x	y
Mataraca	1110,011611	3411,72379	0,652814072	42	50032,21
Matinhas	424,688118	1827,00541	0,856367504	42	19663,91
Mato Grosso	419,5511406	-14,572926	0,969955308	42	17606,57
Maturéia	370,1163662	321,447105	0,978594617	42	15866,33
Mogei	461,5038271	-74,264984	0,957490796	42	19308,90
Montadas	501,3255985	-185,45668	0,785789751	42	20870,22
Monte Horebe	370,5142632	215,234137	0,974265198	42	15776,83
Monteiro	778,3434023	-1787,9752	0,917171937	42	30902,45
Mulungu	347,271515	656,705342	0,969318995	42	15242,11
Natuba	324,4254481	999,086295	0,903936485	42	14624,96
Nazarezinho	372,6939609	284,504911	0,959011061	42	15937,65
Nova Floresta	392,5511293	-94,615958	0,960985766	42	16392,53
Nova Olinda	373,8886286	168,7772	0,943413706	42	15872,10
Nova Palmeira	404,8518143	238,2625	0,971046838	42	17242,04
Olho d'Água	397,1679609	5,44941053	0,955125492	42	16686,50
Olivedos	444,5118722	-84,751158	0,981791119	42	18584,75
Ouro Velho	518,4379947	-288,56589	0,974818065	42	21485,83
Parari	494,3195188	934,306253	0,951135399	42	21695,73
Passagem	483,7150286	480,9423	0,936099305	42	20796,97
Patos	787,7489421	-597,01554	0,933988111	42	32488,44
Paulista	448,7808549	309,262174	0,926428213	42	19158,06
Pedra Branca	391,6747812	459,686247	0,944276948	42	16910,03
Pedra Lavrada	465,773582	28,5078895	0,955757545	42	19591,00
Pedras de Fogo	522,2477338	5154,03669	0,743615963	42	27088,44
Piancó	564,3358707	-408,16294	0,936600174	42	23293,94
Picuí	491,2869451	-474,38227	0,966949603	42	20159,67
Pilar	357,0416692	516,471074	0,96578128	42	15512,22
Pilões	351,9925684	2331,81873	0,536960991	42	17115,51
Pilõezinhos	380,0432361	788,340521	0,889012964	42	16750,16
Pirpirituba	377,3866286	250,6827	0,954725071	42	16100,92
Pitimbu	627,9927887	-609,91473	0,846342064	42	25765,78
Pocinhos	683,6736887	-1161,7175	0,916805349	42	27552,58
Poço Dantas	437,1103752	-421,55529	0,940074582	42	17937,08
Poço de José de Moura	483,1377323	-244,36299	0,959729978	42	20047,42
Pombal	607,9976188	-659,19775	0,951917216	42	24876,70
Prata	576,7382414	-245,07178	0,933372643	42	23977,93
Princesa Isabel	473,4360729	-248,64162	0,963156459	42	19635,67
Puxinanã	341,124506	528,954737	0,983122973	42	14856,18
Queimadas	543,4044293	-215,09606	0,965581349	42	22607,89

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Municípios	a	b	R ²	x	y
Quixabá	518,1075496	472,253679	0,964494079	42	22232,77
Remígio	418,6165789	196,272121	0,955221099	42	17778,17
Pedro Régis	388,413515	211,196742	0,983577355	42	16524,56
Riachão	416,8501338	167,192095	0,97485023	42	17674,90
Riachão do Bacamarte	408,4894068	603,831079	0,917171845	42	17760,39
Riachão do Poço	491,629815	-244,78906	0,970826448	42	20403,66
Riacho de Santo Antônio	521,8309887	861,895068	0,958634863	42	22778,80
Riacho dos Cavalos	411,0472323	-186,49619	0,948413755	42	17077,49
Rio Tinto	456,6992526	1294,09675	0,943239009	42	20475,47
Salgadinho	302,7014098	628,225847	0,954948956	42	13341,69
Salgado de São Félix	473,4732865	-574,29296	0,900935431	42	19311,59
Santa Cecília	413,9968135	-214,34624	0,97414852	42	17173,52
Santa Cruz	405,0258496	35,7785789	0,965293818	42	17046,86
Santa Helena	402,368891	182,302995	0,955216776	42	17081,80
Santa Inês	367,1019406	537,398774	0,955087832	42	15955,68
Santa Luzia	679,9355008	-1180,1662	0,919103413	42	27377,12
Santana de Mangueira	386,0221075	185,522821	0,971109584	42	16398,45
Santana dos Garrotes	367,8585421	299,572458	0,956654749	42	15749,63
Joca Claudino	459,5364226	39,5276632	0,909388036	42	19340,06
Santa Rita	801,3146564	1407,50206	0,938529178	42	35062,72
Santa Teresinha	456,0849391	314,166889	0,944252184	42	19469,73
Santo André	487,6026173	-131,76273	0,963166372	42	20347,55
São Bento	626,0487985	-729,94208	0,945240621	42	25564,11
São Bentinho	421,2240564	683,706058	0,90089385	42	18375,12
São Domingos do Cariri	428,218012	416,535474	0,971285247	42	18401,69
São Domingos	383,3368992	900,490758	0,946376675	42	17000,64
São Francisco	481,0555068	-347,62552	0,932385051	42	19856,71
São João do Cariri	499,0879278	48,3244579	0,970073045	42	21010,02
São João do Tigre	358,4294188	152,369053	0,963027657	42	15206,40
São José da Lagoa Tapada	376,4375195	64,0077947	0,965933524	42	15874,38
São José de Caiana	341,5966669	277,828647	0,969314515	42	14624,89
São José de Espinharas	498,9805316	237,516068	0,87499629	42	21194,70
São José dos Ramos	368,3521331	294,864453	0,950383672	42	15765,65
São José de Piranhas	489,3945361	-384,94268	0,949551662	42	20169,63
São José de Princesa	331,148097	566,037932	0,951341498	42	14474,26
São José do Bonfim	328,3674203	627,253737	0,930996118	42	14418,69
São José do Brejo do Cruz	554,2938977	474,352874	0,919391114	42	23754,70
São José do Sabugi	834,3438842	-2595,5923	0,637459464	42	32446,85
São José dos Cordeiros	360,3555271	257,431216	0,95441977	42	15392,36

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).

Municípios	a	b	R ²	x	y
São Mamede	464,4677977	-140,21953	0,967716344	42	19367,43
São Miguel de Taipu	403,7222684	269,983032	0,915871256	42	17226,32
São Sebastião de Lagoa de Roça	360,4755519	189,118205	0,969369057	42	15329,09
São Sebastião do Umbuzeiro	415,2741594	375,427526	0,952364419	42	17816,94
Sapé	532,9506414	15,8236158	0,943768291	42	22399,75
São Vicente do Seridó	267,0580376	734,667605	0,847443685	42	11951,11
Serra Branca	455,6758414	-49,434084	0,988827954	42	19088,95
Serra da Raiz	498,6801977	-244,55193	0,954174578	42	20700,02
Serra Grande	756,4331812	-1297,1226	0,822066372	42	30473,07
Serra Redonda	365,9178188	900,682653	0,971194166	42	16269,23
Serraria	328,421606	2665,97424	0,766027459	42	16459,68
Sertãozinho	417,181315	877,151342	0,973155307	42	18398,77
Sobrado	520,9022218	10,9951211	0,931314853	42	21888,89
Solânea	530,6531383	-734,52835	0,942454699	42	21552,90
Soledade	592,3803459	-355,96653	0,922128399	42	24524,01
Sossêgo	393,1188865	779,212742	0,895195221	42	17290,21
Sousa	825,1364105	-618,59551	0,954223176	42	34037,13
Sumé	501,2365722	-163,76596	0,941911695	42	20888,17
Tacima	335,8025308	235,524126	0,973104773	42	14339,23
Taperoá	406,7931955	-54,711553	0,974378649	42	17030,60
Tavares	360,185591	346,415095	0,963433781	42	15474,21
Teixeira	459,9936571	-149,3889	0,966412599	42	19170,34
Tenório	475,1325105	57,0100895	0,955046564	42	20012,58
Triunfo	394,6798835	-127,84933	0,954369773	42	16448,71
Uiraúna	543,9104699	-415,70708	0,947987597	42	22428,53
Umbuzeiro	347,600206	568,286537	0,977948081	42	15167,50
Várzea	531,8222617	203,560753	0,96657594	42	22540,10
Vieirópolis	379,8027955	-89,645753	0,942269225	42	15862,07
Zabelê	446,3690774	331,638937	0,933503252	42	19079,14

Fonte: Elaborado pelo autor (2021).