



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS DE CRATEÚS
CURSO DE ENGENHARIA AMBIENTAL E SANITÁRIA

LUCAS MARQUES OLIVEIRA

**INFLUÊNCIA DOS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DO
SOLO NA PARAMETRIZAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS -
HIDRÁULICOS**

CRATEÚS
2022

LUCAS MARQUES OLIVEIRA

INFLUÊNCIA DOS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO
SUPERVISIONADA DO SOLO NA PARAMETRIZAÇÃO DE MODELOS
HIDROLÓGICOS - HIDRÁULICOS

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Ambiental e Sanitária da Universidade Federal do Ceará, como requisito à obtenção do título de bacharel em Engenharia Ambiental e Sanitária.

Orientadora: Prof.^a. Dr.^a. Janine Brandão de Farias Mesquita

CRATEÚS

2022

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

O48i Oliveira, Lucas Marques.

Influência dos métodos de classificação supervisionada do solo na parametrização de modelos hidrológicos - hidráulicos / Lucas Marques Oliveira. – 2022.
53 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Crateús, Curso de Engenharia Ambiental e Sanitária, Crateús, 2022.

Orientação: Profa. Dra. Janine Brandão de Farias Mesquita.

1. Classificação supervisionada. 2. Simulação hidráulica. 3. SWMM. I. Título.

CDD 628

LUCAS MARQUES OLIVEIRA

INFLUÊNCIA DOS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO
SUPERVISIONADA DO SOLO NA PARAMETRIZAÇÃO DE MODELOS
HIDROLÓGICOS - HIDRÁULICOS

Trabalho de conclusão de curso
apresentado ao Curso de Graduação
em Engenharia Ambiental e Sanitária
da Universidade Federal do Ceará,
como requisito à obtenção do título de
bacharel em Engenharia Ambiental e
Sanitária.

Aprovada em: ___/___/_____.

BANCA EXAMINADORA

Prof.^a Dr^a. Janine Brandão de Farias Mesquita (Orientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Alan Michell Barros Alexandre
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof.^a Dr^a. Carla Beatriz Costa de Araújo
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Aos meus pais, Eva e Luís.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por Toda resiliência concedida.

A minha família, Eva Maria Marques, Luís de Souza e Felipi Marques por todo apoio e incentivo.

A minha orientadora Prof. Me. Janine Brandão de Farias Mesquita, pelo incentivo, dedicação, por toda compreensão e paciência ao longo desse período.

Aos membros da banca, Prof^a. Dr. Alan Michell Barros Alexandre e Prof^a. Dra. Carla Beatriz Costa de Araújo, pela disponibilidade.

A Prof.^a Dra. Luana Viana Costa e Silva, por toda atenção prestada como coordenadora do curso de Engenharia Ambiental e Sanitária.

A Maria Carolina Mesquita de Sousa, pela assistência nas informações e dados cruciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus amigos e colegas de graduação, pelos momentos vivenciados e por contribuírem com minha formação acadêmica.

“Não existe fracasso. Existem
somente resultados.”

Anthony Robbins

RESUMO

As mudanças presenciadas na forma como o homem se desenvolve em sociedade evidenciam a necessidade de adequado planejamento das cidades. Questões ambientais como a problemática das cheias nas cidades ilustram a importância de um gerenciamento preventivo. Logo, metodologias de sensoriamento remoto e modelagens computacionais permitem de maneira não presencial a análise e antecipação de fenômenos naturais. O presente trabalho teve por objetivo classificar o uso do solo para a microbacia do riacho Maratoan, compreendida em zona de transição urbana-rural, no município de Crateús, Ceará, e atestar em modelagem hidrológica – hidráulica o comportamento das vazões de pico na drenagem natural da microbacia, utilizando-se de ferramentas incorporadas em sistemas de informações geográficas (SIG). Executou-se classificação supervisionada de imagens do satélite Landsat-8 em função de três métodos estatísticos: distância mínima, máxima verossimilhança e modelo mistura gaussiana. Na perspectiva de conferir o método mais adequado, foram medidas as precisões dos métodos através dos índices de exatidão global, acurácia do produtor, acurácia do usuário e índice Kappa. O método distância mínima apresentou melhor resultado no conjunto precisão e inspeção visual das imagens classificadas e comparadas com cenas reais. Por fim, os resultados de classificação fomentaram dados de entrada em modelagem hidrológica – hidráulica no software SWMM para simulação das vazões de pico. Concluiu-se que os parâmetros como taxas de impermeabilização geradas pelo processo de classificação pouco influenciaram nas determinações de vazões, no modelo aplicado.

Palavras-chave: Classificação supervisionada. Simulação hidráulica. SWMM

ABSTRACT

The changes witnessed in the way man develops in society show the need for adequate planning of cities. Environmental issues such as the issue of flooding in cities illustrate the importance of preventive management. Therefore, remote sensing methodologies and computational modeling allow for the analysis and anticipation of natural phenomena in a non-face-to-face manner. The objective of this work was to classify the land use for the watershed of the Maratoan creek, located in an urban-rural transition zone, in the municipality of Crateús, Ceará, and attest in hydrological - hydraulic modeling the behavior of peak flows in natural drainage. of the microbasin, using tools incorporated in geographic information systems (GIS). Supervised classification of Landsat-8 satellite images was carried out according to three statistical methods: minimum distance, maximum likelihood and Gaussian mixture model. With a view to checking the most appropriate method, the accuracy of the methods was measured using the global accuracy indices, producer accuracy, user accuracy and Kappa index. The minimum distance method showed better results in terms of accuracy and visual inspection of classified images compared to real scenes. Finally, the classification results provided input data for hydrological – hydraulic modeling in the SWMM software for simulating peak flows. It was concluded that parameters such as sealing rates generated by the classification process had little influence on flow determinations in the applied model.

Keywords: Supervised classification. Hydraulic simulation. SWMM

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma de projeto.....	25
Figura 2 - Perímetro urbano do município de Crateús no estado do Ceará.	26
Figura 3 - Delimitação de bacia	28
Figura 4 - Comprimento de onda área urbano/asfalto	33
Figura 5 - Comprimento de onda solo exposto	34
Figura 6 - Classificação Supervisionada.....	35
Figura 7 - mapa de declividade.....	38
Figura 8- Rede de drenagem natural criada no SWMM.....	39
Figura 9 - Resultados vazão de pico	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Índice Kappa.....	24
Tabela 2 - Bandas espectrais do satélite Landsat-8.....	29
Tabela 3 - Armazenamento de depressões.....	31
Tabela 4 - Coeficiente n de Manning.....	31
Tabela 5 - Acurácia e índice Kappa.....	34
Tabela 6 - Acurácias das classes.....	36
Tabela 7 - Resultados Uso e ocupação do solo.....	37

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	13
1.1 Contextualização.....	13
1.2 Justificativa.....	15
1.3 Objetivos	16
1.3.1 Objetivo Geral.....	16
1.3.2 Objetivos Específicos	16
2 REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1 Drenagem urbana	17
2.1.1 Hidrologia urbana	18
2.1.2 Macrodrenagem e microdrenagem.....	20
2.1.3 Enchentes e Inundações	20
2.2 Sensoriamento remoto	21
2.2.1 Classificação de uso e ocupação do solo.....	21
2.3 Modelagem hidrológica-hidráulica.....	24
2.3.1 SWMM.....	24
3 METODOLOGIA	25
3.1 Área de estudo	25
3.2 Pré-processamento de imagens.....	27
3.3 Delimitação da microbacia	27
3.4 Classificação Supervisionada	29
3.5 Simulação hidrológica – hidráulica	30
3.5.1 Sub-bacias.....	30
3.5.2 Nós e trechos.....	32
3.5.3 Infiltração	32
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	33
4.1 Delimitação da bacia	33

4.2 Classificação Supervisionada	33
4.3 Declividade.....	38
4.4 Simulação hidrológica- hidráulica.....	39
5. CONCLUSÃO	41
REFERÊNCIAS	42
APÊNDICE A – CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	47

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

No processo de urbanização, as ações do homem vinculadas ao uso e ocupação do solo refletem-se sobre o processo hidrológico urbano, afetando recursos hídricos importantes a manutenção da vida. Intervenções como a impermeabilização de superfícies ou ocupações de áreas inadequadas, acabam por contribuir com aumento no escoamento superficial devido a redução da capacidade de infiltração, interceptação e percolação da água no solo (RIGHETTO, 2009). Como consequência de um processo de expansão urbana pouco preocupado com aspectos sustentáveis, tem-se a perda de mananciais, a redução da cobertura de água segura para a população, o aumento da frequência de inundação e a deterioração da qualidade da água nos rios (TUCCI, 2012).

De acordo com o Brasil (2019), inundações e/ou alagamentos estão presentes em, aproximadamente, 33% dos municípios brasileiros. Esses eventos hidrológicos tendem a gerar impactos econômicos, sociais e na saúde das populações atingidas, tais como perdas materiais, óbitos e doenças.

Além disso, a presença de resíduos sólidos na drenagem urbana tende a ser mais um obstáculo ao manejo das águas pluviais e um agravante aos alagamentos. Destaca-se a ação das águas da chuva ao lavarem e transportarem a poluição nas suas diversas formas espalhadas sobre a superfície do terreno para os corpos receptores (PRODANOFF, 2005).

De acordo com a Lei Federal n.º 11.445/2007, é estabelecido que a política federal de saneamento básico deve abranger o abastecimento de água, o esgotamento sanitário, o manejo de resíduos sólidos e o manejo de águas pluviais (BRASIL, 2007). Entretanto, a alocação dos recursos públicos de saneamento tem sido destinados, em sua ampla maioria, para os setores de abastecimento de água e esgotamento sanitário, evidenciando ausência ou falta de manutenção dos serviços de drenagem urbana (FÁTIMA, 2013). O gerenciamento da drenagem urbana apresenta-se desvinculado do planejamento realizado aos demais setores como água, esgoto e resíduos sólidos (CRUZ; SOUZA; TUCCI, 2007).

O cenário da região Nordeste contribui com o déficit brasileiro no campo da drenagem e manejo das águas pluviais urbanas. Apresenta-se com a participação dos municípios inferior a 50%, de acordo com os dados do sistema nacional de informação sobre saneamento. Elevado número de municípios não apresentam sistema de drenagem, sendo a região com menor cobertura de redes de drenagem. E mesmo apresentando período chuvoso irregular, a região se encontra como a segunda região em número de desabrigados por eventos hidrológicos (BRASIL, 2019).

Diante deste contexto, o desafio de gerenciar a drenagem se torna evidente, mesmo em regiões com precipitações irregulares e recorrência em casos de enchentes e inundações. Assim, a modelagem do escoamento das águas pluviais se apresenta como mecanismo estratégico em projetos envolvendo análises de bacia hidrográfica, na perspectiva de antever situações críticas. Logo, torna-se essencial a realização de estudos voltados a drenagem urbana (MESQUITA; PEREIRA; LIMA NETO, 2020).

Como ferramenta auxiliar de planejamento territorial, as técnicas de geoprocessamento direcionadas a gestão das águas contribuem na captura e manipulação de dados e na geração de informações cruciais para análises preventivas e corretivas. Informações como tipos do uso do solo, área e cobertura vegetal fornecem parâmetros primordiais para a modelagem hidráulica.

Assim, o presente estudo objetiva aplicar parâmetros de classificação do solo, por meio de métodos estatísticos, utilizando ferramentas baseadas em Sistemas de Informações Geográficas (SIG), na modelagem hidrológica – hidráulica das vazões em um sistema de macrodrenagem da microbacia do riacho Maratoan, no Estado do Ceará, a qual apresenta área em transição urbano-rural (ROCHA, 2021).

1.2 Justificativa

A cidade de Crateús apresenta como característica ambiental, irregularidade das chuvas ao decorrer do ano, com período chuvoso concentrado entre os meses de janeiro a abril (IPECE, 2017) . Estes períodos de intensas precipitações evidenciam a deficiência ou mau dimensionamento dos sistemas de drenagem, à medida que o município tem apresentado eventos de alagamentos em diversas áreas locais (CEARÁ, 2014).

Nesse contexto, a utilização de modelagem hidrológica - hidráulica e simulação de fenômenos, como precipitação e o escoamento superficial nas áreas urbanas e na transição com zonas rurais, permite analisar o comportamento da drenagem local, seja natural ou artificial, sendo ferramenta indispensável no planejamento, análise e projeto relacionados ao escoamento de águas pluviais, esgotos combinados, esgotos sanitários e outros sistemas de drenagem em áreas urbanas (JAMES *et al.*, 2010; MESQUITA, 2018).

Diante disso, o referente estudo busca avaliar, através da caracterização do uso e ocupação do solo, o comportamento do escoamento das águas pluviais. Para isso, requer a análise dos métodos de classificação supervisionada, a devida comparação entre eles e compreensão da influência na modelagem hidrológica – hidráulica (JUNIOR, 2018).

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Analisar os métodos de classificação supervisionada do solo e o seu impacto na modelagem hidrológica–hidráulica da microbacia do riacho Maratoan, Crateús, Ceará.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Delimitar a microbacia de contribuição do riacho Maratoan, município de Crateús, por meio de modelo digital de elevação;
- Realizar a classificação supervisionada da área de estudo a partir de imagens de satélite e comparar os métodos estatísticos utilizados;
- Avaliar a precisão dos métodos de classificação;
- Aplicar modelo hidrológico – hidráulico para a área da microbacia do riacho Maratoan.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Drenagem urbana

De modo geral, a drenagem urbana compreende o conjunto de acessórios que detém a função de conduzir a água nos mais diversos processos, podendo ser naturais ou devido a utilização do homem com este recurso, com o intuito de minimizar os impactos causados pelo processo de urbanização das cidades (MESQUITA, 2018).

Para Butler *et al.* (2018), o modo de vida humano impacta o ciclo hidrológico, principalmente, através de duas maneiras: captação de água natural junto os mananciais e ações de impermeabilização do solo. Dessa forma, a água envolvida nesses processos necessita de um meio drenante para ser conduzida ao adequado tratamento ou destinação final. Os autores acrescentam que a drenagem urbana acaba por ser dividida de acordo com as duas maneiras mencionadas anteriormente.

A drenagem das águas residuárias consiste no conjunto de tubulações e acessórios com o intuito de transportar o produto de uso populacional até adequado tratamento. Compreende-se por uso populacional, as águas fornecidas aos setores doméstico, comercial, industrial, dentre outros consumidores da área urbana de uma cidade. (BUTLER *et al.*, 2018).

O sistema de drenagem, no qual contém o produto gerado pela segunda forma de interação, é denominado como drenagem de águas pluviais. Este sistema tem por objetivo, tradicionalmente, captar e encaminhar (microdrenagem) as águas das chuvas para áreas à jusante da área urbana afetada pela precipitação. Tradicionalmente, o destino da água drenada tem sido os corpos hídricos (ROCHA, 2019). Porém, metodologias como BMP - *Best Management Practices* (Melhores Práticas de Gerenciamento) e LID – *Low Impact Development* (Desenvolvimento de Baixo Impacto) têm adotado controlar o volume e velocidade de escoamento superficial através de reservatórios de retardamento de fluxo ou mesmo por técnicas de recomposição vegetal, com o intuito de permitir a infiltração da água no solo, além de possibilitar a alimentação de mananciais subterrâneos (RIBEIRO, 2014).

2.1.1 Hidrologia urbana

Como instrumento de análise do processo de urbanização e monitoramento das cidades, entende-se que as bacias ou sub-bacias hidrográficas contribuem no entendimento da relação homem e meio ambiente, além da questão geográfica, sendo ferramenta para o planejamento de aspectos sociais relacionados a questão hídrica. No contexto do desenvolvimento urbano, estudos com foco em drenagem urbana, controle e previsão de cheias estão intimamente relacionados aos processos hidrológicos envolvidos em uma bacia ou sub-bacia hidrográfica (SCHUSSEL; NASCIMENTO NETO, 2015).

De acordo com Carvalho (2019), bacia hidrográfica compreende uma área na qual sua delimitação proporciona a captação da precipitação incidente. A topografia e geomorfologia do terreno são responsáveis pelo escoamento da água captada até seu leito principal. Gorski (2008), complementa ao indicar que o processo de escoamento pode se dar de forma direta ou indireta, indicando aspectos naturais e antrópicos do processo.

Nos estudos hidrológicos voltados à drenagem urbana, tem-se como objetivo compreender a transformação chuva – vazão mencionada anteriormente. Na busca dos dados de vazão, costuma-se utilizar modelos hidrológicos que levam em consideração características da bacia. Normalmente, utiliza-se modelos matemáticos como forma de obtenção dos dados de vazão para projetos (CARVALHO, 2019).

A seguir, serão apresentados parâmetros hidrológicos que fundamentam a utilização de modelos matemáticos para projetos voltados a drenagem urbana.

2.1.1.1 Tempo de Concentração

O tempo de concentração (t_c) representa o período de tempo necessário para que a precipitação ocorrida no ponto mais afastado na bacia se desloque até a seção principal ou um determinado ponto de controle (TUCCI, 2012). É possível determinar o tempo de concentração através de estimativa; para isso é necessário que exista monitoramento na bacia. O cálculo do tempo de concentração também costuma ser determinado através de métodos empíricos, levando em consideração condições locais da área em estudo. As fórmulas

empíricas se mostram dependentes de características como: área da bacia, declividade da bacia, comprimento do talvegue, o nível de ocupação do solo, dentre outros. Cada fórmula busca atender determinadas condições de escoamento, gerando certo grau de imprecisão dependendo das condições que se tente utilizá-las (SILVEIRA, 2016).

2.1.1.2 Tempo de retorno

Em projetos de engenharia, costuma-se estimar a ocorrência dos eventos de cheias através do tratamento das séries históricas pluviométricas de uma localidade (TUCCI; BERTONI, 2003; AIMON, 2017). Um parâmetro usualmente adotado em projetos voltados à drenagem urbana consiste no tempo de retorno (T_r), o qual representa a probabilidade de que um evento hidrológico extremo volte a ocorrer ou seja superado (PRINA e TRENTINI, 2018). Para um projeto, a determinação do tempo de retorno está relacionada aos aspectos econômicos, operacionais e de segurança populacional (CHIMENE, 2019). A equação 1 a seguir, representa o cálculo do tempo de retorno.

$$T = 1/p$$

Sendo que p é a probabilidade de o evento ser igualado ou superado.

A unidade de T , geralmente é adotada em anos.

2.1.1.3 Duração de precipitação

A duração de precipitação é compreendida como o período de tempo no qual uma chuva incide sobre uma área. Para estudos/métodos hidrológicos, a intensidade de chuva se correlaciona com a duração pluviométrica e período de retorno específico. Dessa forma, quanto maior a intensidade de precipitação, menor será a duração da chuva. A correlação dessas grandezas permite obter adequada chuva de projeto, objetivando a determinação de dados de vazões de escoamento (TUCCI, 2012).

2.1.2 Macrodrenagem e microdrenagem

Por drenagem urbana, compreende-se o escoamento das águas pluviais em uma determinada bacia hidrográfica urbana. No contexto do manejo de águas pluviais, o sistema de drenagem é dividido em macro e microdrenagem (BOTELHO, 2017).

A macrodrenagem de uma bacia, é composta por canais de grandes dimensões ou por corpos hídricos naturais, como rios e córregos naturais. Tende a receber as águas transportadas pelos dispositivos de microdrenagem, representando a concentração do escoamento das águas pluviais (DRAGICEVIC *et al.*, 2012; SÃO PAULO, 2012; MESQUITA, 2018).

A microdrenagem corresponde ao sistema de captação e condução das águas pluviais na rede urbana (TUCCI, 2005). Segundo Botelho (2017), os dispositivos da microdrenagem estão divididos em drenagem superficial (condução das águas pluviais até os dispositivos de captação) e drenagem profunda (corresponde as tubulações abaixo das vias urbanas). Os dispositivos da microdrenagem correspondem aos meios-fios, sarjetas, sarjetões, bocas-de-lobo, galerias, poços de visita, estações de bombeamento, transportando até os dispositivos da macrodrenagem (FRANCISCO, 2018; MESQUITA, 2018).

2.1.3 Enchentes e Inundações

Enchentes estão relacionadas ao aumento do nível de água, ocupando o limite máximo da calha principal sem que ocorra extravasamento (BRASIL, 2007). A ocupação indevida dessas áreas no período de escassez hídrica tem sido uma prática recorrente nas cidades brasileiras, gerando transtornos à população residente em situações de cheias (FÁTIMA, 2013).

Diferentemente do conceito de enchente, as inundações ocorrem com o extravasamento da calha principal de um canal (seja um córrego, rio ou canalizações presentes em grandes cidades), ocupando as áreas de várzeas dos corpos hídricos, afetando diretamente regiões à jusante. A inundação de uma área pode ocorrer devido intensa precipitação, impactando aquela parcela da população que se encontra em áreas tendenciosas a inundação ou por fatores ligados à urbanização, como a impermeabilização do solo, obras que afetam

cursos d'água, aumentando a velocidade de escoamento das águas em direção aos corpos hídricos (TUCCI, 2012; CARVALHO, 2019).

Na ocorrência de intensas precipitações, os centros urbanos são impactados devido à combinação do evento pluviométrico e o extravasamento dos dispositivos do sistema de drenagem, ocasionado por obstruções, sistema mal projetado ou por precipitações de grande período de retorno. A impermeabilização do solo intensifica o evento, devido à redução de áreas de infiltração. Este evento é definido por alagamento (LICCO; MACDOWELL, 2015; SOUZA, 2013).

2.2 Sensoriamento remoto

Segundo Meneses e Almeida (2012), sensoriamento remoto é a ciência que visa estudar o comportamento terrestre através da detecção e medição das interações eletromagnéticas com os elementos terrestres. Esse processo acontece por meio da utilização de sensores, softwares de processamento e transmissão de dados que retratam as características do meio em que vivemos (NOVO, 1998).

O tratamento de imagens em função dos *softwares* de sistema de informações geográficas (SIG), permite a obtenção de informações sobre a superfície terrestre para os mais variados temas, contribuindo significativamente no cenário econômico (FLORENZANO, 2008).

Uma das técnicas mais utilizadas na análise de caracterização do uso e ocupação do solo consiste na classificação supervisionada de imagens.

2.2.1 Classificação de uso e ocupação do solo

Uma das principais vertentes nas últimas décadas envolvendo pesquisas no campo do sensoriamento remoto, a classificação do uso do solo tem proporcionado considerável geração de informações na área ambiental, no mercado agrícola e no planejamento urbano. A manipulação das informações de uso e ocupação do solo permite entender o comportamento do homem, além de analisar modificações temporais da sociedade (DISPERATI; GONARIO; VIRDIS, 2015).

A classificação de imagens de satélite é entendida como o processo de identificar um conjunto de pixels pertencente a determinada classe, esse processo pode ser feito de maneira automática ou através de seleção de amostras de treinamento por parte do operador. As principais técnicas usadas atualmente são: classificação não – supervisionada, supervisionada, híbrida e Classificação Orientada ao Objeto - OBIA (VENTURIERI, 2007).

O presente trabalho adotou a classificação supervisionada de imagens, a qual consiste na delimitação de áreas de pixels pelo operador, cada pixel apresenta um valor numérico associado a determinada característica. Assim, a técnica orienta o algoritmo a associar agrupamentos de pixels as classes previamente definidas por procedimentos estatísticos (VENTURIERI, 2007). Para o trabalho, a análise estatística foi realizada com os métodos: mínima distância, máxima verossimilhança e modelo de mistura gaussiano.

2.2.1.1 Distância Mínima

Como mencionado anteriormente, para cada pixel é atribuído um valor espectral e na classificação de imagens supervisionada existe a determinação do intervalo de comprimentos de onda para cada assinatura de classe. Assim, o método da distância mínima calcula a distância euclidiana entre valor do pixel a qual se deseja classificar e a média para cada classe definida na classificação. Dessa forma, o pixel será incorporado a classe com menor distância, ou seja, a classe que tiver a média mais próxima do valor espectral do pixel candidato (MENESES; ALMEIDA, 2012).

2.2.1.2 Máxima Verossimilhança

O método da máxima verossimilhança (MaxVer) utiliza da média e a covariância da resposta espectral das classes previamente definidas para classificar o pixel a que se deseja conhecer (NOVO, 1992; RIBEIRO, 2003). Assim, o método classifica o pixel em virtude da maior probabilidade de estar contido em determinada classe, assumindo que todas as bandas espectrais tem distribuição normal (INPE, 2008).

2.2.1.3 Modelo de Mistura Gaussiano

Um modelo de mistura gaussiana é um modelo probabilístico que assume que cada ponto de dados é gerado a partir de uma mistura de um número finito de distribuições gaussianas com parâmetros desconhecidos. Trata-se então de determinar a variância, a média e a amplitude de cada gaussiana. Essa otimização geralmente é feita usando o procedimento iterativo denominada maximização da expectativa (PEDREGOSA *et al.*, 2011).

2.2.1.4 Acurácia

Após o processo de classificação, é interessante que os resultados sejam validados. Logo, a realização da acurácia de uma classificação supervisionada consiste na verificação da imagem resultante através das amostras de referência, ou seja, conferir se a alocação do pixel em sua respectiva classe ocorreu de forma desejada. Segundo Meneses e Almeida (2012, p.207), a acurácia depende fatores como a resolução espacial e espectral das imagens, a definição de classes, o algoritmo de classificação, entre outros.

Normalmente, no processo de validação é gerado uma matriz de erros que apresenta os dados classificados de forma incorreta. Através dessas informações os algoritmos geram índices de concordância (MENESES; ALMEIDA, 2012).

O índice de exatidão global consiste na probabilidade de um pixel ter sido corretamente classificado. A exatidão é calculada através da razão entre os pixels classificados corretamente e o total de pixels contidos na matriz de erro (CONGALTON, 2001). Existem também índices para a análise do comportamento individual das classes. A acurácia do produtor, define a qualidade das amostras de referência (costumam ser as colunas da matriz de erro) em função das amostras corretas. Já a acurácia do usuário calcula a razão das amostras corretas pelo total de amostras classificadas naquela classe, mostrando a probabilidade daquela amostra ter sido corretamente classificada.

O coeficiente Kappa é utilizado de maneira complementar na etapa de validação, sendo usado quando se busca testar o grau de confiabilidade da classificação (CONGALTON, 2001). Landis e Koch (1977) definiram uma relação

de intervalos a respeito dos valores de Kappa, isso pode ser conferido na Tabela1.

Tabela 1 - Índice Kappa

Valor Kappa	Qualidade do mapa temático
< 0,00	Péssima
0,00 - 0,20	Ruim
0,20 - 0,40	Razoável
0,40 - 0,60	Boa
0,60 - 0,80	Muito Boa
0,80 - 1,00	Excelente

Adaptada Landis e Koch (1997)

2.3 Modelagem hidrológica-hidráulica

Como discutido anteriormente, fatores como a impermeabilização do solo têm impactado de forma considerável áreas dos centros urbanos suscetíveis a inundações. A modelagem computacional busca de forma preventiva ou corretiva simular condições extremas, obter informações que contribuam de forma sustentável para o gerenciamento de bacias hidrográficas, com o intuito de adequar a infraestrutura local aos inevitáveis eventos hidrológicos (OLIVEIRA, 2017).

Com *softwares* cada vez mais robustos, a modelagem hidrológica-hidráulica permite a inserção de parâmetros representativos de características locais, subdivisões de áreas drenantes, além de possibilitar simulações através do sistema de microdrenagem. Nesse sentido, diversos modelos vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de serem aplicados a bacias hidrográficas impactadas pela ocupação antrópica (OLIVEIRA, 2017).

2.3.1 SWMM

O SWMM (*Storm Water Management Model*) consiste em um *software* elaborado pela Agência Nacional de Proteção ao Meio Ambiente dos Estados Unidos (EPA – *Environmental Protection Agency*), no qual é possível a simulação de processos hidrológicos, modelagem hidráulica, estimativa de cargas poluentes, além de ferramentas para projeções climáticas. O modelo de gerenciamento de águas pluviais tem sido bastante utilizado no meio acadêmico

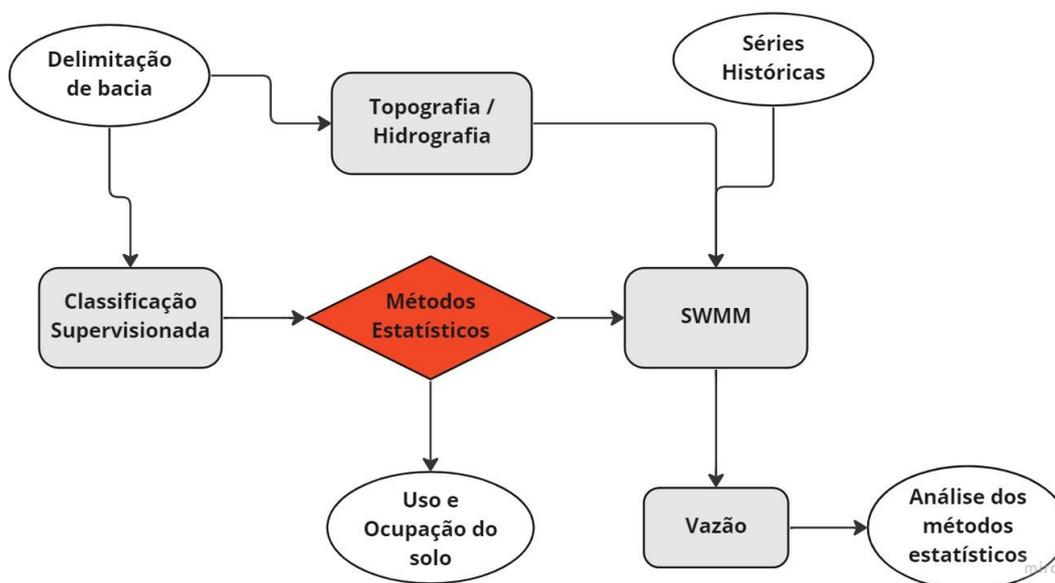
e na área de drenagem urbana, por apresentar código aberto (*open source*), permitindo ler, modificar e redistribuir o *software* gratuitamente (JAMES *et al.*, 2010; COSTA, 2013).

O modelo permite determinar, com base na introdução de parâmetros de projeto, as vazões de pico em uma sub-bacia, além da quantidade escoamento gerado, infiltração, entre outros aspectos. As sub-bacias são consideradas reservatórios não lineares em função das equações de Manning e da continuidade (COLLODEL, 2009). Garcia e Paiva (2006) detalham que na rede de drenagem, a propagação do escoamento é determinada pelas equações de Saint Venant.

3 METODOLOGIA

Para este estudo, a manipulação de dados espaciais proporcionou a caracterização da área de estudo. Os resultados dos métodos implementados na classificação supervisionada foram parametrizados no SWMM. As etapas que compõem o trabalho estão demonstradas no fluxograma da Figura 1.

Figura 1 - Fluxograma de projeto



Fonte: próprio autor (2022)

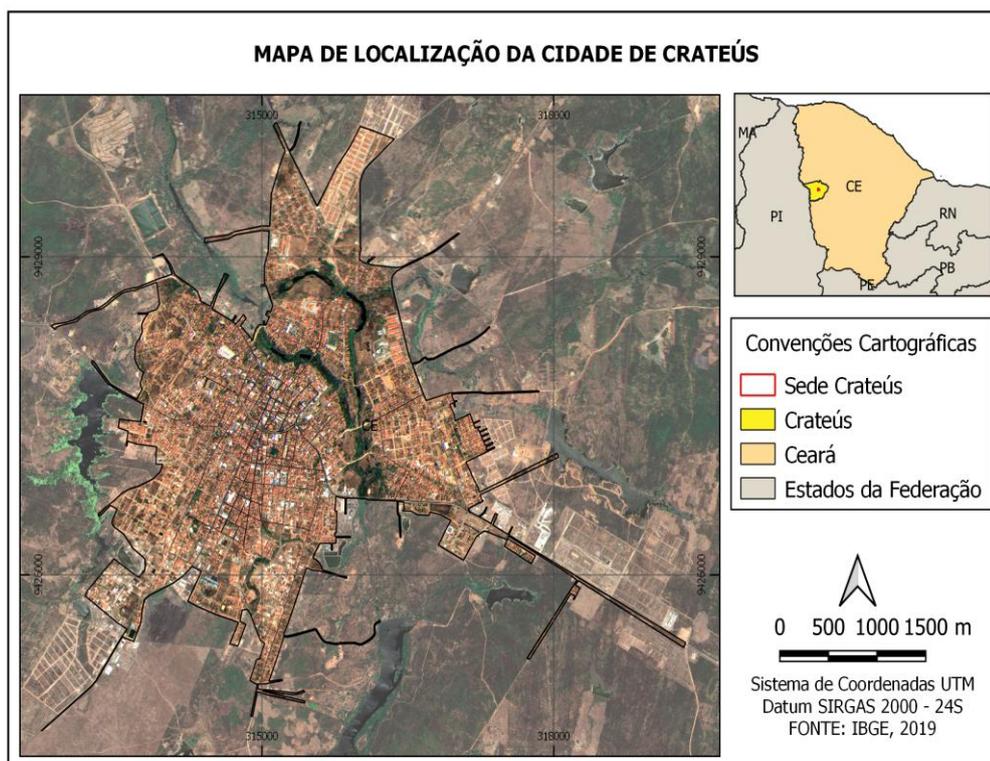
3.1 Área de estudo

O município de Crateús, o qual possui coordenadas 5° 10' 42" Sul e 40° 40' 39" Oeste, está localizado a uma distância em linha reta de 293 km da capital

cearense, Fortaleza (IPECE, 2017). A área territorial de Crateús é de aproximadamente 2981,459 km² de extensão e sua população é estimada em torno de 75.159 habitantes para o ano de 2020 (IBGE, 2020). Em relação aos aspectos climáticos, Crateús apresenta clima tropical quente semiárido, período chuvoso entre os meses de janeiro e abril, apresentando pluviosidade média anual de 731,2 mm (IPECE, 2017).

O município é dividido em 13 distritos, incluindo a sede. Neste sentido, o trabalho compreendeu parte da região urbana do município de Crateús (sede), por representar o distrito mais urbanizado do município, por concentrar a grande maioria da população residente e flutuante, além de ser considerado como um dos polos da microrregião dos sertões dos Crateús (IPECE, 2017). De acordo com o plano de metas e investimento disponibilizado pela Companhia de Água e Esgoto do Estado do Ceará, o distrito de Crateús apresenta 99,96% de cobertura dos domicílios com rede de abastecimento de água e 74,09 % de cobertura dos domicílios com rede de esgotamento sanitário (CAGECE, 2019).

Figura 2 - Perímetro urbano do município de Crateús no estado do Ceará.



Como foco deste trabalho, a área de estudo está inserida no território Maratoan, localizado no Sul do perímetro urbano de Crateús. Considerado como

área relativamente nova, o território está inserido em área periférica, compreendendo localidades de Santa Luzia, Morada dos Ventos I, Maratoan e adjacências. Caracterizado como bairro residencial em sua maioria, Maratoan possui total cobertura de abastecimento de água. Entretanto, suas ruas ainda não possuem sistema de drenagem pluvial, conseqüentemente, o escoamento das águas de chuva ocorre sem intervenção humana com destino ao riacho Maratoan, localizado próximo ao leito principal do Rio Poti (SOUSA, 2022).

3.2 Pré-processamento de imagens

Nesta etapa foi realizado a preparação das imagens obtidas através do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). Para este trabalho foram utilizadas imagens do satélite Landsat 8, composto de sensores espectrais (OLI), que detectam as porções do espectro visível ao infravermelho de ondas curtas, e de sensor térmico (TIRS) com função de medir o infravermelho termal. As imagens são fornecidas com o Datum WGS84 / UTM zona 24 N e para a área de Crateús foi escolhida cena com 0% de cobertura de nuvens.

Os dados Landsat (coleção 2 - Nível 1) são disponibilizados com as devidas correções geométricas e radiométricas das imagens. Entretanto, foi realizado a correção atmosférica para as imagens da área de estudo através do plugin *Semi Automatic Classification* (SCP), disponível no software Qgis.

Ainda como etapa de preparação, as imagens Landsat precisaram passar por processo de reprojeção, sendo atribuído o sistema de referência de coordenadas SIRGAS 2000/ UTM zona 24 Sul (SRC do projeto).

3.3 Delimitação da microbacia

Em virtude de compreender o comportamento hidrográfico da área de estudo, foram comparados dois modelos digitais de elevação (MDE's), Alos Palsar e o SRTM. Levando em consideração a maior resolução espacial dos modelos, o modelo Alos Palsar apresentou maior detalhamento em suas imagens do que o SRTM. Essa diferença torna-se perceptível no processo de extração de curvas de nível devido a maior densidade de pixels, e conseqüentemente, maior poder de processamento (MACÊDO, R. J. A.; SURYA,

ferramenta *r.fill.dir* com o intuito de remover as depressões espúrias (regiões de falhas sem valor atribuído). Em seguida, determinou-se o ponto exutório contribuinte para a microbacia do riacho Maratoan com auxílio de curvas de nível com 1,0 metro de equidistância, extraídas previamente do MDE de projeto. Posteriormente, executou-se a ferramenta *r.watershed* para a delimitação da microbacia em função da cota de exutório definido anteriormente, gerando microbacias, direção de fluxo principal e os segmentos de drenagem.

3.4 Classificação Supervisionada

Com auxílio das imagens do satélite Landsat - 8 foi realizado a classificação supervisionada para a área delimitada da microbacia do riacho Maratoan. Para composição da imagem foram utilizadas bandas multiespectrais, banda do infravermelho próximo e bandas do infravermelho de médio, como mostra a Tabela 2. Os métodos adotados para a classificação foram: mínima distância, máxima verossimilhança e modelo Gaussiano, respectivamente. Em virtude da comparação, foi necessário a utilização de dois plugins de classificação: plugin SCP (mínima distância, máxima verossimilhança) e o plugin *Dzetsaka* (modelo Gaussiano).

Tabela 2 - Bandas espectrais do satélite Landsat-8

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral
OLI (<i>Operational Land Imager</i>)	(B1) Azul Costeiro	0,43 – 0,45 μm
	(B2) Azul	0,45 – 0,51 μm
	(B3) Verde	0,53 – 0,59 μm
	(B4) Vermelho	0,64 – 0,67 μm
	(B5) Infravermelho próximo	0,85 – 0,88 μm
	(B6) Infravermelho próximo	1,57 – 1,65 μm
	(B7) Infravermelho médio	2,11 – 2,29 μm

Fonte: USGS (2022).

O processo de classificação consistiu na definição de 3 macro classes, sendo elas: corpos hídricos, áreas permeáveis e áreas impermeáveis, sendo coletadas 40 amostras de polígonos para a classificação da área. Essa segmentação teve por objetivo definir as áreas permeáveis e impermeáveis, fator determinante para posterior simulação. Regiões com mata ciliar, vegetação rasa e solos expostos, em virtude de suas características, foram incluídas na área permeável. Regiões com presença de asfalto e áreas construídas foram incluídas como impermeáveis.

3.5 Simulação hidrológica – hidráulica

O modelo SWMM foi inicialmente concebido no trabalho de Sousa (2022) para a mesma área deste estudo. O processo de parametrização compreendeu etapa de ajustamento dos parâmetros de projeto. Aspectos relacionados ao uso e ocupação do solo da área analisada permitiram definir alguns dos parâmetros de entrada para o modelo. Outros parâmetros foram definidos com base na literatura. Após ajustes dos parâmetros de projeto, a modelagem foi executada com base no modelo chuva-vazão.

O SWMM analisou de forma quali-quantitativa o escoamento superficial das águas pluviais através da geração de sub-bacias, definição de nós e trechos, proporcionando rastreamento de aspectos hidráulicos na macrodrenagem da bacia do riacho Maratoan (ROSSMAN, 2015).

3.5.1 Sub-bacias

A parametrização das sub-bacias no *software* SWMM exige uma considerável quantidade de dados de entrada. Valores de área, declividade e largura da sub-bacia foram definidos por meio de ferramentas do *software* Qgis.

Ainda na caracterização do modelo, foi necessário definir parâmetros como o percentual de permeabilidade/impermeabilidade de cada sub-bacia, coeficiente de rugosidade para áreas impermeáveis e permeáveis, profundidade do armazenamento de áreas em depressões. Entende-se este último como a capacidade de retenção das águas pluviais na superfície (CORDEIRO, 2019). O SWMM fornece valores de referência para o armazenamento em depressões mostrados na Tabela 3. O percentual de permeabilização de cada sub-bacia foi definido pela classificação do solo através do plugin SCP.

Tabela 3 - Armazenamento de depressões

Superfícies impermeáveis	1,27 – 2,54
Gramados	2,54 – 5,08
Pastagem	5,08
Serrapilheira	7,62

Fonte: ASCE, (1992). Apud manual SWMM (2015)

Com base nas características de cobertura do solo, o parâmetro de rugosidade, representativo para obtenção de vazão, foi definido através dos valores de referência contidos no manual do SWMM apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Coeficiente n de Manning

Superfície	n
Asfalto liso	0,011
Concreto liso	0,012
Concreto comum	0,013
Madeira	0,014
Tijolo com cimento	0,014
Argila vitrificada	0,015
Ferro Fundido	0,015
Tubos de metal corrugado	0,024
Cimento com pedregulho	0,024
Solos em pousio (sem resíduos)	0,05
Solos cultivados	
Cobertos de resíduos < 20%	0,06
Cobertos de resíduos > 20%	0,17
Campo (natural)	0,13
Gramma	
Curta, pradaria	0,15
Densa	0,24
Gramma-bermudas	0,41
Floresta	
Vegetação rasteira leve	0,4
Vegetação rasteira densa	0,8

Fonte: MCCUEN (1996). Apud manual do SWMM (2015).

Desta forma, para o armazenamento em depressões foi adotado o valor de 1,27 mm para superfícies impermeáveis e as regiões identificadas como permeáveis, foi definido o valor de 5,08 mm, considerando-as como pastagem. Já em relação ao coeficiente de Manning, para áreas impermeáveis e permeáveis, adotou-se o valor de 0,13, em virtude da zona urbana do território Maratoan não apresentar alta densidade de moradias, apresentando solo natural em torno dos domicílios.

Não menos importante, a declividade da região foi definida através da ferramenta *Slope* no Qgis, obtendo valor médio de 4,03%. A condutividade adotada foi de 0,5mm/h e o tempo de condução em torno de 7h.

3.5.2 Nós e trechos

Estrutura característica no software SWMM, os nós representam elementos de junção, podendo representar divisores de fluxo e até unidades de armazenamento. A cota e a profundidade dos nós foram determinadas através do próprio Qgis. Já os trechos, estruturas que fazem a conexão entre nós, têm seu comprimento definido pela distância entre os nós limitantes (CORDEIRO, 2019). Adotou-se coeficiente de *Manning* para canais abertos, especificamente, canais naturais de seção irregular, definindo o valor em 0,06 de acordo com recomendação do manual do SWMM.

3.5.3 Infiltração

Como referência para este trabalho, Sousa (2022) definiu precipitações máximas para a microbacia do riacho maratoan através de série histórica de 30 anos de leitura pluviométrica (540020 - estação Aeroporto), determinadas após manipulação, comparação e escolha de melhor distribuição de probabilidade, com teste qui-quadrado e 95% de confiança. Logo, foram obtidas precipitações com duração de 1 dia com 100,1 mm, 139,8 mm e 164,9 mm, respectivamente para os tempos de retorno de 05, 20 e 50 anos. Diante disto, adotou-se o modelo de infiltração baseado no número de curva (CN), o SCS - *Soil Conservation Service* dos Estados Unidos. O número de curva foi definido baseado nos valores de referência contidos no manual do SWMM. O número de curva médio (CN) adotado foi 80.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Delimitação da bacia

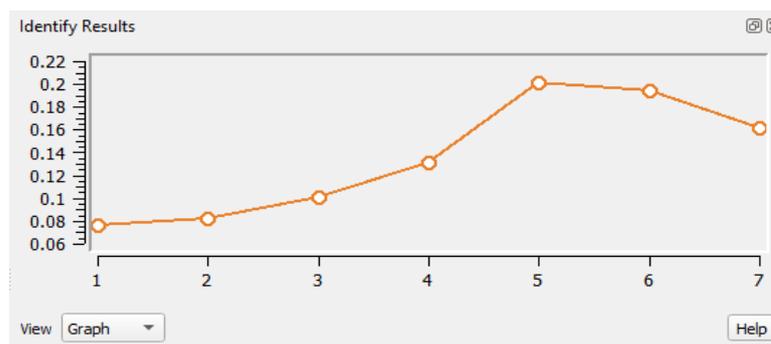
A manipulação do MDE através de metodologia SIG conseguiu definir com clareza a área de contribuição da microbacia do riacho Maratoan. Outros produtos gerados, como segmentos de drenagem, apresentaram detalhamento aceitáveis para o comportamento da bacia, à medida que foram comparados com imagens de satélite de mesmo período.

Considerando a metodologia aplicada por Sousa (2022), tornou-se necessário a subdivisão da bacia em 4 bacias menores, em virtude de fomentar os parâmetros de entrada obrigatórios na simulação hidrológica-hidráulica do software SWMM.

4.2 Classificação Supervisionada

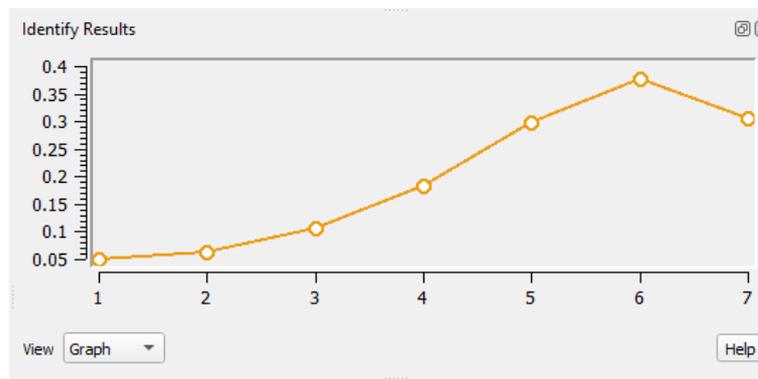
A escolha pelo satélite Landsat – 8 permitiu uma quantidade considerável de possibilidades de composição de bandas. Neste processo de classificação supervisionada, a delimitação das amostras foi guiada por alterações das composições de bandas (comprimento de onda das imagens estão apresentados em micrometros (μm) no eixo vertical) a fim de valorizar as regiões de coleta. Aspectos como a interação da banda do infravermelho próximo em destacar áreas de vegetação proporcionaram maior certeza nas escolhas das amostras de treinamento. Da mesma forma, notou-se a proximidade dos comprimentos de ondas relacionados a área urbana e solos expostos, gerando confusão no mecanismo de escolha do software, impactando a acurácia do processo. O comparativo dessas áreas pode ser conferido nas Figuras 4 e 5.

Figura 4 - Comprimento de onda (μm) em função das bandas espectrais área urbano/asfalto



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Figura 5 - Comprimento de onda (μm) em função das bandas espectrais solo exposto



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

No processo de classificação, foram delimitadas manualmente 40 amostras de treinamento, divididas entre as classes corpos hídricos, áreas permeáveis e área impermeáveis. O plugin SCP por meio de interpolação de dados gerou as classificações. No processo, foram realizados em torno de 16 classificações entre os métodos escolhidos até o resultado apresentado na Figura 6.

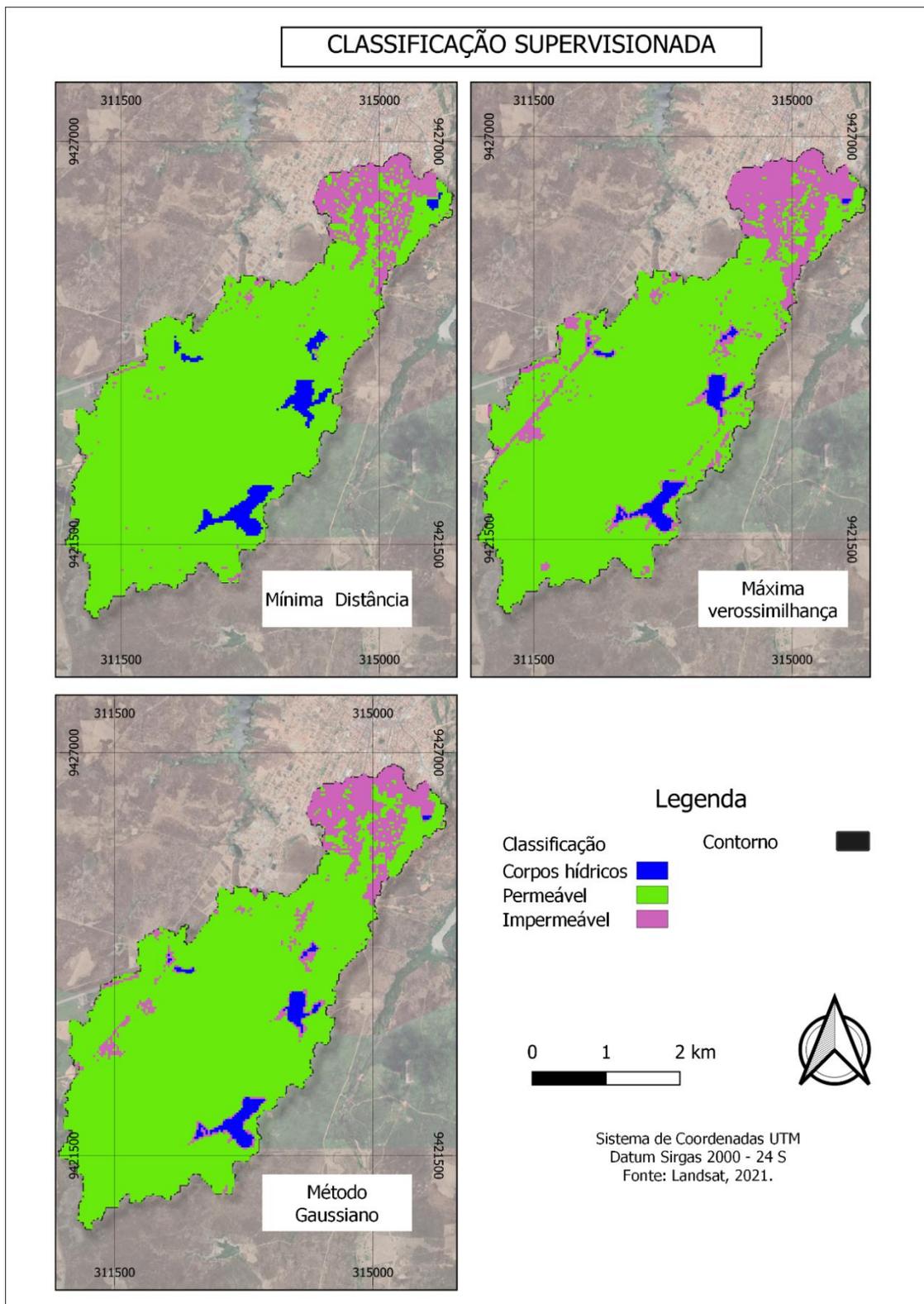
Como mecanismo de comparação, determinou-se a acurácia global e índice Kappa das classificações com base em 25 amostras de referências delimitadas com auxílio de imagens landsat-8 e do google satélite. Segundo os valores adotados por Landis e Kock (1977), os classificadores geraram resultados considerados excelentes, apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Acurácia e índice Kappa

Método	Acurácia Global	Kappa
Mínima Distância	97,8461	0,9078
Máxima Verossimilhança	97,6613	0,9215
Modelo Gaussiano	93,8043	0,7259

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Figura 6 - Classificação Supervisionada



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Dos resultados alcançados com a classificação, foi possível conferir por inspeção visual que a classe corpos hídricos apresentou melhor padronização

entre os métodos utilizados quando comparadas com imagens Landsat e Google Earth. Entretanto, a área impermeável apresentou divergências entre os classificadores devido a heterogeneidade das zonas urbanas, apresentando tonalidades de pixels semelhantes as áreas de solo exposto e até áreas de mata ciliar.

O método de máxima verossimilhança foi o que melhor distinguiu as vias urbanas compostas de asfalto, mas apresentou as principais inconsistências no que diz respeito a identificação dos solos expostos. Já o método Gaussiano obteve boa resposta na classe permeável, identificando com boa precisão as áreas de vegetação. Entretanto, associou matas ciliares como áreas impermeáveis. O método da distância mínima apresentou a melhor precisão nas três classes, com destaque para a identificação de regiões com solo exposto dentro da própria zona urbana de Crateús e também por reconhecer matas ciliares com maior exatidão.

Tabela 6 - Acurácias das classes

Distância mínima			
	C. Hídrico	Permeável	impermeável
Acurácia do produtor (%)	100,00	98,95	86,92
Acurácia do usuário (%)	100,00	98,58	90,00
Máxima Verossimilhança			
	C. Hídrico	Permeável	impermeável
Acurácia do produtor (%)	100,00	97,20	100,00
Acurácia do usuário (%)	100,00	100,00	85,71
Modelo Gaussiano			
	C. Hídrico	Permeável	impermeável
Acurácia do produtor (%)	100,00	93,16	100,00
Acurácia do usuário (%)	100,00	100,00	53,57

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Na análise matricial, a matriz de erro identificou a precisão das amostras de referência e de treinamento como mostra a Tabela 6. Por meio da acurácia do produtor é possível notar que as amostras de referência obtiveram excelentes resultados de precisão. Já as amostras de treinamento apresentaram valores coincidentes com a inspeção visual, com destaque para as áreas impermeáveis

dos métodos MáxVer e modelo Gaussiano, evidenciando as inconsistências notadas nos mapas de classificação devido à heterogeneidade de texturas presente em um único pixel (pixel grande para área com bastante detalhe), o que acaba por impactar a classificação. De maneira geral, as acurácias evidenciam uma classificação bem sucedida. As matrizes de erro (ou confusão) foram acrescentadas ao final deste trabalho.

De maneira geral, a Tabela 7 apresenta as porcentagens de uso do solo da bacia do riacho Maratoan em sua totalidade. Os valores referentes a cada sub-bacia estão presentes no Apêndice deste trabalho.

Tabela 7 - Resultados Uso e ocupação do solo

Mínima Distância			
Classe	Pixel	porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	571	3,71	513900
Permeável	13399	87,14	12059100
Impermeável	1407	9,15	1266300

Máxima Verossimilhança			
Classe	Pixel	porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	373	2,43	335700
Permeável	12485	81,20	11236500
Impermeável	2517	16,37	2265300

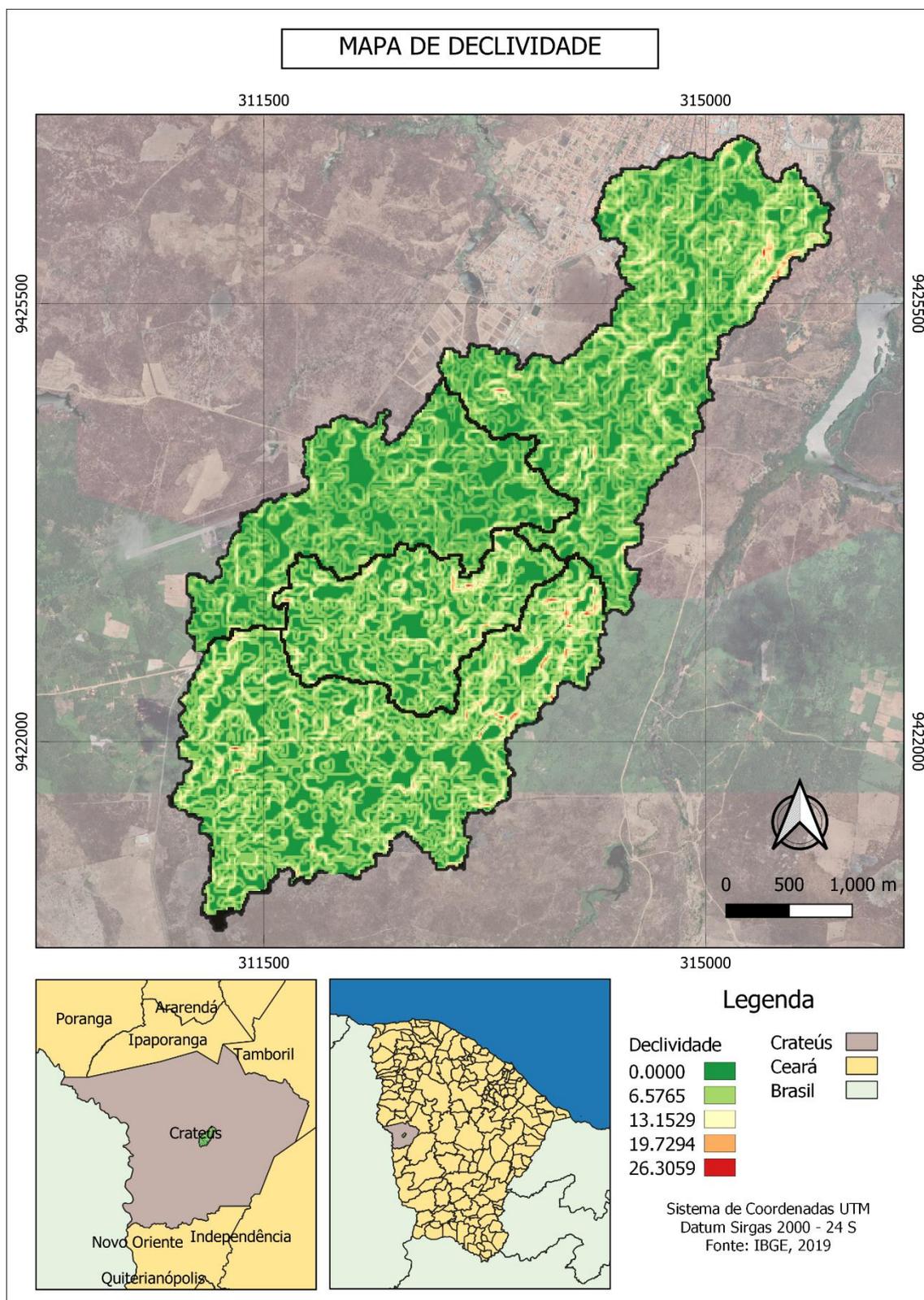
Modelo Gaussiano			
Classe	Pixel	porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	368	2,39	331200
Permeável	13178	85,70	11860200
Impermeável	1831	11,91	1647900

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

4.3 Declividade

A bacia do riacho Maratoan se apresentou com baixa inclinação em sua totalidade, acentuando a declividade próximo ao seu exutório, como na figura 7.

Figura 7 - mapa de declividade



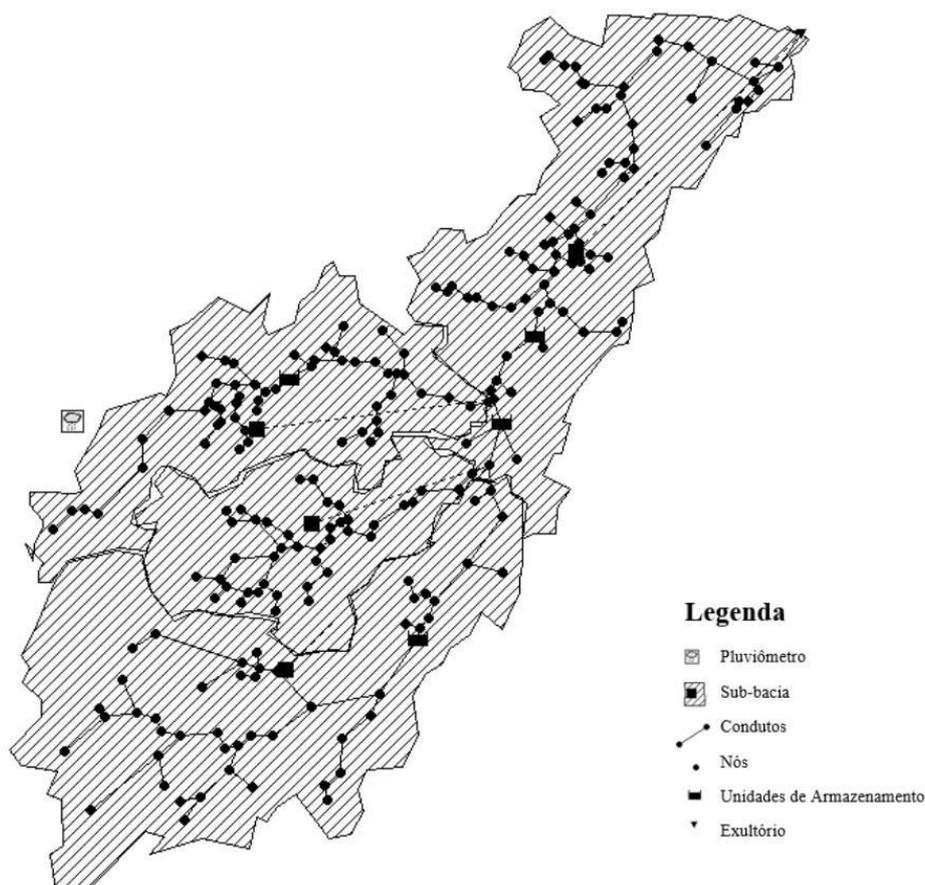
Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Com a segmentação da área de estudo em 4 sub-bacias, a declividade média foi obtida de forma individual para as 4 regiões. A sub-bacia 1 obteve 3,78 %, a sub-bacia 2 apresentou 3,60%, a sub-bacia 3 ficou na casa dos 3,58 e a sub-bacia 4 obteve 4,82 %. Dados obtidos através de *software* Qgis.

4.4 Simulação hidrológica- hidráulica

No *software* SWMM foi realizado a parametrização do modelo hidrológico–hidráulico com os dados apresentados na metodologia. Parâmetros como taxa de impermeabilização, área e declividade foram calculados e inseridos de maneira individualizada para cada sub-bacia.

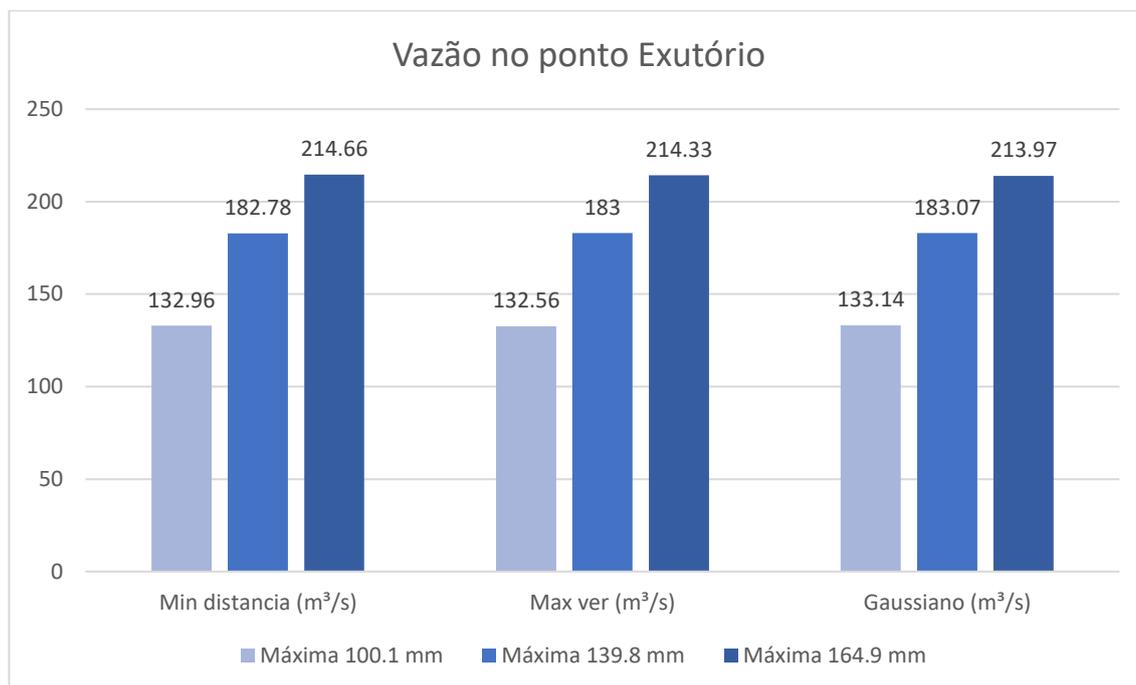
Figura 8 - Rede de drenagem natural criada no SWMM



Fonte: Sousa, 2022

Diante disso, como instrumento de análise preventiva de cheias, a simulação buscou identificar as vazões de pico medidas no exutório da bacia para um evento de 1 dia de chuva, com base nas precipitações máximas obtidas por Sousa (2022) para a bacia do riacho Maratoan. Os valores estão presentes no Figura 9.

Figura 9 - Resultados vazão de pico



Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Os métodos de classificação supervisionada permitiram compreender a característica de transição da área, notando-se a baixa taxa de impermeabilidade nas três primeiras sub-bacias e uma drástica redução na infiltração na última sub-bacia. Entre os classificadores, nota-se que apesar das distinções entre as porcentagens de impermeabilização, as vazões na macrodrenagem pouco se diferenciaram em função dos métodos estatísticos.

Na simulação, as respostas hidrológicas se mostraram mais sensíveis as alterações envolvendo as áreas das sub-bacias do que em parâmetros como declividade média. Essa característica é percebida através da diferença na taxa de impermeabilização entre os métodos, como nas sub-bacias 1 e 2, as quais apresentam as maiores diferenças de resultados na porcentagem de área impermeável. Todavia, os resultados da modelagem para valores de vazão de pico não sofreram significativas variações em pontos de controle como o exutório. Nesse aspecto, a similaridade nos resultados entre os métodos de classificação foi preponderante para essa análise.

Em comparação ao resultado de Sousa (2022), ajustando o modelo para as mesmas dimensões de área, obteve-se vazões com valores próximos entre os trabalhos.

5. CONCLUSÃO

O presente trabalho avaliou a influência da classificação supervisionada, por meio de ferramentas SIG, na modelagem hidrológica - hidráulica implementada no software SWMM para a macrodrenagem da microbacia hidrográfica do riacho Maratoan.

As classificações supervisionadas realizadas pelos métodos estatísticos obtiveram resultados considerados excelentes, de acordo com os indicadores. O método da Máxima Verossimilhança apresentou ligeira vantagem entre os métodos, com acurácia global em torno de 97,66% e índice Kappa de 0,9215. Com valores próximos, o método da mínima distância obteve 97,84% de acurácia global e 0,9078 de índice Kappa, enquanto que o modelo de mistura gaussiana atingiu 93,80% de acurácia e 0,7259 de Kappa. Entretanto, a análise de inspeção visual confirmou os resultados obtidos de acurácia das classes e identificou o método distância mínima como o que melhor representou as características terrestres da microbacia do riacho Maratoan.

Na simulação hidrológica-hidráulica, as vazões de pico obtidas para o exutório da bacia demonstraram pouca variação, em virtude das taxas de impermeabilização entre os métodos de classificações supervisionadas.

Por fim, conclui-se que os métodos distância mínima, máxima verossimilhança e modelo mistura gaussiana obtiveram na classificação dos índices de qualidade o nível de excelente, considerando-os como classificadores de alta precisão. Em relação a influência na modelagem hidrológica, os métodos não mostraram representatividade considerável, resultando em vazões pouco distintas em relação a cada método estatístico. Portanto, a adoção de qualquer um dos métodos testados neste trabalho não incorreria em grandes diferenças na parametrização de modelos hidrológicos-hidráulicos.

REFERÊNCIAS

- AIMON, Jonatas Giovani Silva. **Análise espaço-temporal do risco à inundação na área urbana do município de Uruguaiana/RS**. 2017. Dissertação (Mestrado) – Centro de Ciências Naturais e Exatas, Universidade Federal de Santa Maria. 2017.
- BOTELHO, Manoel. **Águas de chuva: Engenharia das águas pluviais nas cidades**. 4. ed. São Paulo: Blucher, 2017.
- BRASIL. **Diagnóstico de Drenagem e Manejo das Águas Pluviais Urbanas – 2018**. vol. 3, no. 2, p. 195, 2019. Disponível em: http://www.snis.gov.br/downloads/diagnosticos/ap/2018/Diagnostico_AP2018.pdf.
- BRASIL. **Lei no 11.445, de 05 de janeiro de 2007**. Estabelece diretrizes nacionais para o saneamento básico e para a política federal de saneamento básico. Diário Oficial da União, 2007.
- BRASIL. Ministério das Cidades / Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT **Mapeamento de Riscos em Encostas e Margem de Rios**. Celso Santos Carvalho, Eduardo Soares de Macedo e Agostinho Tadashi Ogura, organizadores – Brasília: Ministério das Cidades; Instituto de Pesquisas Tecnológicas – IPT, 2007.
- BUTLER, David; DIGMAN, Christopher; MAKROPOULOS, Christos; Davies, John W., **Urban drainage**. 4ª Ed. Boca Raton. Taylor & Francis Group. 2018.
- CAGECE. **Plano de Investimentos e Metas do Contrato de Programa do Município de São Gonçalo do Amarante – CE**. Cagece – Companhia de Água e Esgoto do Ceará, 2019.
- CARVALHO, Natália Esteves. **Desenvolvimento de baixo impacto no manejo de águas pluviais urbanas: uma proposta para o município de Campinas**. Dissertação (Mestrado em Sistema de Infraestrutura Urbana) - PUC - Campinas, 2019.
- CEARÁ, Ministério Público. **Relatório Técnico de Vistoria Nº 253/2014**. Fortaleza, 17 jul. 2014. Núcleo De Apoio Técnico – NAT. 2014.
- CHIMENE, Catine António. **Cheia de projeto: equacionando os períodos de retorno obtidos de cheia de projeto com hietogramas sintéticos a cheia de projeto obtido de chuvas observadas**. 2019. Tese (doutorado) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2019.
- COLLODEL, M.G. (2009). **Aplicação do modelo hidrológico SWMM na avaliação de diferentes níveis de detalhamento da bacia hidrográfica submetida ao processo de transformação chuva-vazão**. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Carlos.

CONGALTON, Russell. Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. **International Journal of Wildland Fire**, 2001, 10, 321–328p. 2001.

CORDEIRO, Andrew Saulo de Lima. **Utilização do swmm-storm water management model como ferramenta de planejamento de drenagem urbana**. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Engenharia Civil, 2019.

COSTA, M.E.L. **Monitoramento e modelagem de águas de drenagem urbana na bacia do lago Paranoá**. Dissertação (Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos) – Faculdade de Tecnologia. Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Universidade de Brasília. 2013.

CRATEÚS registra a maior chuva do Brasil, segundo Inmet. **Diário do Nordeste**, Fortaleza, 25 março. 2020. Disponível em: <https://diariodonordeste.verdesmares.com.br/regiao/crateus-registra-a-maior-chuva-do-brasil-segundo-inmet-1.2226695>. Acesso em: 5 Mar. 2021.

CRUZ, Marcus A. S.; SOUZA, Christopher Freire; TUCCI, Carlos E. M. **Controle Da Drenagem Urbana No Brasil : Avanços E Mecanismos Para Sua Sustentabilidade**. XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, no. 51, p. 1–18, 2007.

DISPERATI, L., GONARIO S. and VIRDIS, P. **Assessment of Land-Use and Land-Cover Changes from 1965 to 2014 in Tam Giang-Cau Hai Lagoon, Central Vietnam**. *Applied Geography*, 58, 48-64. (2015).

DRAGICEVIC, Slavoljub; ZIVKOVIC, Nenad; ROKSANDIC, Mirjana; KOSTADINOV, Stanimir; NOVKOVIC, Ivan; TOSIC, Radislav; STEPIC, Milomir; DRAGICEVIC, Marija; BLAGOJEVIC, Borislava; ENI, Imoke; FRANCISCO, Joel Mejía; HOCHSCHILD, Volker; SHEN, Jing; WANG, Hao; KOCH, Jennifer; WIMMER, Florian; SCHALDACH, Rüdiger; ONIGKEIT, Janina; APPIAH-OPOKU, Seth; ... LOKHORST, Anne Marike. **ENVIRONMENTAL LAND USE PLANNING** Edited by Seth Appiah-Opoku. [S. l.: s. n.], 2012.

FÁTIMA, Maria de. **Impactos da drenagem urbana na saúde pública em municípios de pequeno porte no Estado do Rio Grande do Norte, Nordeste do Brasil**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife., , p. 250, 2013.

FLORENZANO, T. G. Interpretação de Imagens. In: Di MAIO et al. (Org.). *Sensoriamento Remoto*. São Paulo: AEB, 2008.

FRANCISCO, Alyson Bueno. **Os impactos da erosão urbana e a implantação das estruturas de macrodrenagem em Rancharia (SP)**. 2018.

GORSKI, Maria Cecília Barbieri. **Rios e cidades: ruptura e reconciliação**. Dissertação (Mestre em Arquitetura e Urbanismo) – Universidade Presbiteriana Mackenzie. São Paulo. 2008.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE) - Manuais: tutorial de geoprocessamento SPRING. 2008.

IPECE. **Perfil Municipal de Crateús - 2017**. Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará, 2017.

JAMES, William; ROSSMAN, Lewis A.; ROBERT, W.; JAMES, C. **User's guide to SWMM5**. [S. l.: s. n.], 2010.

JUNIOR, Mauricio Antonio Santini. **Modelagem hidráulica/hidrológica do escoamento superficial com a utilização do swmm integrado ao sig: o exemplo de ilha solteira-sp**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Faculdade de Engenharia, UNESP., , p. 173, 2018.

LANDIS, J. Richard, and KOCH, Gary G. "The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data." *Biometrics*, vol. 33, no. 1, 1977, pp. 159–74. *JSTOR*, <https://doi.org/10.2307/2529310>. Accessed 5 Dec. 2022

LICCO, Eduardo Antonio; MACDOWELL, Silvia Ferreira. **Alagamentos, Enchentes Enxurradas e Inundações: Digressões sobre seus impactos sócio econômicos e governança**. Iniciação - Revista de Iniciação Científica, Tecnológica e Artística, vol. 5, no. 3, p. 159–174, 2015.

MACÊDO, R. J. A. de, e L. SURYA. "Comparação entre modelos digitais de elevação dos sensores srtm e alos palar para análise digital de terreno". *Revista Contexto Geográfico*, vol. 3, nº 6, fevereiro de 2019, p. 47-55, doi:10.28998/contegeo.v3i6.6968.

MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. de. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, Brasília: UnB, p. 1-266, 2012.

MESQUITA, Janine Brandão de Farias. **Modelagem da drenagem urbana e avaliação das cargas bacteriológicas na Vertente Marítima de Fortaleza**. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, Ceará. – 2018.

MESQUITA, Janine Brandão Farias; PEREIRA, Silvano Porto; NETO, Iran Eduardo Lima. **Modelagem da drenagem urbana e avaliação das cargas bacteriológicas na Vertente Marítima de Fortaleza, Ceará**. Engenharia Sanitaria e Ambiental, vol. 25, no. 1, p. 205–216, 2020.

NOVO, Evlyn Marcia Leão de Moraes. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. 2.ed. São Paulo: Edgard Blucher, 1998. 308p.

OLIVEIRA, Danilo Mildemberger de. **Aplicação de modelagem numérica para simulação de cheias urbanas na bacia hidrográfica do rio Belém, município de Curitiba, PR**. Dissertação (Mestrado) - Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná. 2017.

OLIVEIRA, Ederson Dias De. Geometria Hidráulica: Algumas Considerações Teóricas e Práticas. **Sociedade e Território**, vol. 24, no. 1, p. 166–184, 2012.

PEDREGOSA *et al.*, JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011.

PEREIRA, Adriana Soares, SHITSUKA, Dorlivete Moreira, PARREIRA, Fabio José, SHITSUKA, Ricardo. **Metodologia da pesquisa científica**. Universidade Federal de Santa Maria. Rio Grande do Sul, 2018.

PRINA, B. Z.; TRENTIN, R. Tempo de retorno de inundações: aplicação metodológica. **GEOUSP Espaço e Tempo (Online)**, [S. l.], v. 22, n. 3, p. 670-686, 2018. DOI: 10.11606/issn.2179-0892.geousp.2018.145266. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/geousp/article/view/145266>. Acesso em: 7 jan. 2021.

PRODANOFF, Jorge Henrique Alves. **Avaliação da Poluição Difusa Gerada por Enxurradas em Meio Urbano**. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, , p. 276, 2005. .

RIBEIRO, Alessandro Mendes. **BMP's em drenagem urbana: aplicabilidade em cidades brasileiras**. 2014. Dissertação (Mestrado) – Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, 2014.

RIGHETTO, Antônio Marozzi. **Manejo De Águas Pluviais Urbanas**. Abes, , p. 396, 2009. .

ROCHA, Maria de Jesus Delmiro. **Aplicação do SWMM para Modelagem Hidrológico-Hidráulica em uma Grande Bacia de um Rio (Brasil)**. 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Civil) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019.

ROCHA, Maria de Jesus Delmiro, PEREIRA, Silvano Porto e LIMA, Iran Eduardo. Integração do SWMM e ferramentas SIG para modelagem hidrológico-hidráulica de bacia complexa. Engenharia Sanitária e Ambiental [online]. 2021, v. 26, n. 3 [Acessado 23 novembro 2022], pp. 451-459. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/s1413-415220190328>>. Epub 19 Jul 2021. ISSN 1809-4457. <https://doi.org/10.1590/s1413-415220190328>.

ROSSMAN, L.A. **Storm Water Management Model User's Manual Version 5.1**; USEPA: Washington, DC, USA, 2015.

SÃO PAULO (cidade). **Manual de Drenagem e Manejo de Águas Pluviais: Aspectos Tecnológicos; diretrizes para projetos**. Secretaria Municipal de Desenvolvimento Urbano. Volume III. São Paulo. 2012.

SCHUSSEL, Zulma.; NASCIMENTO NETO, Paulo. Gestão por bacias hidrográficas: do debate teórico à gestão municipal. **Ambient. soc.**, São Paulo, v.18, n.3, p. 137-152, jul-set. 2015.

SILVEIRA, Liliana Batista Parreira. **Tempo de concentração em pequena bacia hidrográfica parcialmente urbanizada em Uberlândia – MG**. 2016. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Qualidade Ambiental. 2016.

SOUSA, Maria Carolina Mesquita de. **Avaliação da drenagem superficial da microbacia urbana do riacho Maratoan, município de Crateús, Ceará**. Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Crateús, Curso de Engenharia Ambiental e Sanitária, Crateús, 2022.

SOUZA, Vladimir Caramori Borges de. **GESTÃO DA DRENAGEM URBANA NO BRASIL: DESAFIOS PARA A SUSTENTABILIDADE**. Revista Eletrônica de Gestão e Tecnologias Ambientais (GESTA) GESTÃO, vol. 1, no. 1, p. 69–73, 2013.

TUCCI, Carlos E. M.; BERTONI, Juan C. **Inundações Urbanas na América do Sul**. 1. ed. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2003.

TUCCI, Carlos E. M. **Gestão da drenagem urbana**. Textos para Discussão CEPAL-IPEA, 48, , p. 50, 2012. Disponível em: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/38004/LCBRSR274_pt.pdf.

TUCCI, Carlos E.M. **Gestão de Águas Pluviais Urbanas**. Ministério das Cidades – Global Water Partnership - World Bank – Unesco. 2005.

TUCCI, Carlos Eduardo M. (org.). **Hidrologia, Ciência e Aplicação**. 4ª Ed. Porto Alegre: Editoração da UFRGS. Coleção ABRH de Recursos Hídricos. 2012.

VENTURIEIRI, A. **Introdução às técnicas de Sensoriamento Remoto**. Belém: UFPA, 2007.

APÊNDICE A – CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA

Tabela A.1 - Classificação supervisionada método mínima distância:

Mínima Distância			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	571	3.71	513900
Permeável	13399	87.14	12059100
Impermeável	1407	9.15	1266300
Sub-bacia 1			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	332	6.36	298800
Permeável	4860	93.16	4374000
Impermeável	25	0.48	22500
Sub-bacia 2			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	22	1.04	19800
Permeável	2100	98.87	1890000
Impermeável	2	0.09	1800
Sub-bacia 3			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	35	1.17	31500
Permeável	2905	97.29	2614500
Impermeável	46	1.54	41400
Sub-bacia 4			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	181	3.64	162900
Permeável	3462	69.60	3115800
Impermeável	1331	26.76	1197900

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela A.2 - Classificação supervisiona método máxima verossimilhança:

Máxima Verossimilhança			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	373	2.43	335700
Permeável	12485	81.20	11236500
Impermeável	2517	16.37	2265300
Sub-bacia 1			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	243	4.66	218700
Permeável	4699	90.07	4229100
Impermeável	275	5.27	247500
Sub-bacia 2			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	5	0.24	4500
Permeável	2095	98.63	1885500
Impermeável	24	1.13	21600
Sub-bacia 3			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	19	0.64	17100
Permeável	2647	88.65	2382300
Impermeável	320	10.72	288000
Sub-bacia 4			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	101	2.03	90900
Permeável	3369	67.73	3032100
Impermeável	1504	30.24	1353600

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela A.3 - Classificação supervisiona método Gaussiano:

Modelo Gaussiano			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	368	2.39	331200
Permeável	13178	85.70	11860200
Impermeável	1831	11.91	1647900
Sub-bacia 1			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	242	4.64	217800
Permeável	4842	92.81	4357800
Impermeável	133	2.55	119700
Sub-bacia 2			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	5	0.24	4500
Permeável	2101	98.92	1890900
Impermeável	18	0.85	16200
Sub-bacia 3			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	19	0.64	17100
Permeável	2794	93.57	2514600
Impermeável	173	5.79	155700
Sub-bacia 4			
Classe	Pixel	Porcentagem (%)	Area(m ²)
Corpos hídricos	101	2.03	90900
Permeável	3369	67.73	3032100
Impermeável	1504	30.24	1353600

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela A.4 – Matriz de erro método Distância Mínima

ErrMatrixCode	Reference	Classified	PixelSum
1	1	1	39
5	2	2	208
8	2	3	3
7	3	2	3
9	3	3	27

> ERROR MATRIX (pixel count)

		> Reference			
V_Classified	1	2	3	Total	
1	39	0	0	39	
2	0	208	3	211	
3	0	3	27	30	
Total	39	211	30	280	

> AREA BASED ERROR MATRIX

		> Reference			Area	Wi
V_Classified	1	2	3			
1	0.0371	0	0	513900	0.0371	
2	0	0.859	0.0124	12059100	0.8714	
3	0	0.0092	0.0824	1266300	0.0915	
Total	0.0371	0.8681	0.0947	13839300		
Area	513900	12014274	1311126	13839299		
SE	0	0.0088	0.0088			
SE area	0	121170	121170			
95% CI area	0	237493	237493			
PA [%]	100	98.946	86.923			
UA [%]	100	98.5782	90			
Kappa hat	1	0.8922	0.8895			

Overall accuracy [%] = 97.8461

Kappa hat classification = 0.9078

Area unit = metre²

SE = standard error

CI = confidence interval

PA = producer's accuracy

UA = user's accuracy

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela A.5 – Matriz de erro método Máxima Verossimilhança

ErrMatrixCode	Reference	Classified	PixelSum
1	1	1	39
5	2	2	206
8	2	3	5
9	3	3	30

> ERROR MATRIX
(pixel count)

> Reference				
V_Classified	1	2	3	Total
1	39	0	0	39
2	0	206	0	206
3	0	5	30	35
Total	39	211	30	280

> AREA BASED
ERROR MATRIX

> Reference					
V_Classified	1	2	3	Area	Wi
1	0.0243	0	0	335700	0.0243
2	0	0.812	0	11236500	0.812
3	0	0.0234	0.1403	2265300	0.1637
Total	0.0243	0.8354	0.1403	13837500	
Area	335700	11560114	1941686	13837499	
SE	0	0.0098	0.0098		
SE area	0	135945	135945		
95% CI area	0	266453	266453		
PA [%]	100	97.2006	100		
UA [%]	100	100	85.7143		
Kappa hat	1	1	0.8338		

Overall accuracy [%] =
97.6613

Kappa hat classification =
0.9215

Area unit = metre²

SE = standard error

CI = confidence interval

PA = producer's accuracy

UA = user's accuracy

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).

Tabela A.6 – Matriz de erro método Gaussiano

ErrMatrixCode	Reference	Classified	PixelSum
1	1	1	39
5	2	2	185
8	2	3	26
9	3	3	30

> ERROR MATRIX (pixel count)

V_Classified	> Reference			Total
	1	2	3	
1	39	0	0	39
2	0	185	0	185
3	0	26	30	56
Total	39	211	30	280

> AREA BASED ERROR MATRIX

V_Classified	> Reference			Area	Wi
	1	2	3		
1	0.023	0	0	317700	0.023
2	0	0.8436	0	11674800	0.8436
3	0	0.062	0.0715	1846800	0.1334
Total	0.023	0.9056	0.0715	13839300	
Area	317700	12532243	989357	13839299	
SE	0	0.009	0.009		
SE area	0	124193	124193		
95% CI area	0	243419	243419		
PA [%]	100	93.1581	100		
UA [%]	100	100	53.5714		
Kappa hat	1	1	0.5		

Overall accuracy [%] = 93.8043

Kappa hat classification = 0.7259

Area unit = metre²

SE = standard error

CI = confidence interval

PA = producer's accuracy

UA = user's accuracy

Fonte: Elaborado pelo autor (2022).