

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Geografia Aplicada e Geotecnologias

Cristiano Vasconcelos de Freitas

AVALIAÇÃO DA APLICAÇÃO DOS DADOS DO RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA
SENTINEL-1 PARA O MAPEAMENTO DE INUNDAÇÃO EM ÁREAS URBANAS,
PERIURBANAS E RURAIS

Belo Horizonte
2024

Cristiano Vasconcelos de Freitas

**AVALIAÇÃO DA APLICAÇÃO DOS DADOS DO RADAR DE ABERTURA
SINTÉTICA SENTINEL-1 PARA O MAPEAMENTO DE INUNDAÇÃO EM ÁREAS
URBANAS, PERIURBANAS E RURAIS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Geografia Aplicada e Geotecnologias, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Geografia.

Área de Concentração: Geografia Aplicada e Geotecnologias

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Alexandrino

Belo Horizonte

2024

F866a
2024

Freitas, Cristiano Vasconcelos de.

Avaliação da aplicação dos dados do radar de abertura sintética Sentinel-1 para o mapeamento de inundação em áreas urbanas, periurbanas e rurais [manuscrito] / Cristiano Vasconcelos de Freitas. – 2024.

92 f., enc. il. (principalmente color.)

Orientador: Ricardo Alexandrino.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Geociências, 2024.

Área de concentração: Geografia Aplicada e Geotecnologias.

Bibliografia: f. 86-92.

1. Satélites artificiais em sensoriamento remoto – Teses. 2. Radar de abertura sintética – Teses. 3. Solos - Inundação – Teses. I. Garcia, Ricardo Alexandrino. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Instituto de Geociências. III. Título.

CDU: 528.8:551.311.2



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
COLEGIADO DO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

FOLHA DE APROVAÇÃO

"AVALIAÇÃO DA APLICAÇÃO DOS DADOS DO RADAR DE ABERTURA SINTÉTICA SENTINEL-1 PARA O MAPEAMENTO DE INUNDAÇÕES EM ÁREAS URBANAS, PERIURBANAS E RURAIS"

CRISTIANO VASCONCELOS DE FREITAS

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada, no dia 25 de junho de 2024, pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Minas Gerais, constituída pelos seguintes professores:

Ricardo Alexandrino Garcia

IGC/UFMG

Ana Clara Mourão Moura

EA/UFMG

Otto Corrêa Rotunno Filho

UFRJ

Belo Horizonte, 25 de junho de 2024.



Documento assinado eletronicamente por **Ricardo Alexandrino Garcia, Professor do Magistério Superior**, em 25/06/2024, às 16:20, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Otto Corrêa Rotunno Filho, Usuário Externo**, em 25/06/2024, às 16:51, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ana Clara Mourão Moura, Professor(a)**, em 26/06/2024, às 20:35, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3305137** e o código CRC **3FF219BC**.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Ricardo Alexandrino, pela orientação. Seu apoio foi fundamental para a conclusão deste trabalho.

Aos meus pais, Luiz (*in memoriam*) e Maria Berenice, exemplo de garra e persistência, que me transmitiram tudo que vale a pena ser aprendido. Agradeço também aos meus irmãos, Vanessa e Luís Fernando, por estarem sempre ao meu lado, oferecendo suporte e encorajamento. À Sofia pelos anos de convivência, e aos meus filhos André Luis Civitella Vasconcelos e Helena Civitella Vasconcelos que me deram novo sentido à vida.

Ao Serviço Geológico do Brasil e aos meus colegas de lá, pelo companheirismo, pelas discussões enriquecedoras e pela troca de conhecimentos. Em especial, agradeço a Clyvihk, Éber, Arthur e Luna, sempre prontos para ajudar.

Um agradecimento especial à Universidade Federal de Minas Gerais, que ainda oferece conhecimento de qualidade e gratuito à sociedade.

Finalmente, agradeço a todos os professores que contribuíram para a minha formação acadêmica, direta ou indiretamente, e a todos aqueles que, de alguma forma, participaram desta caminhada.

A todos, meu sincero muito obrigado.

RESUMO

As inundações são eventos recorrentes que causam desastres naturais, afetando extensas áreas e um número elevado de pessoas, resultando em perdas humanas e econômicas significativas. Elas ocorrem tanto em áreas rurais quanto urbanas, com impactos mais acentuados nas últimas. Em países tropicais, as inundações frequentemente resultam de chuvas intensas, representando um desafio para a obtenção de imagens de sensores que operem no intervalo óptico, devido à presença frequente de nuvens. Os radares de abertura sintética, especialmente o Sentinel-1, surgem como uma alternativa viável, emitindo ondas eletromagnéticas na faixa do micro-ondas, que atravessam nuvens e possibilitam o monitoramento em diversas condições atmosféricas. Com o aumento dos desastres naturais, as metodologias baseadas em sensoriamento remoto tornaram-se essenciais para mapear inundações, oferecendo uma visão abrangente dos desastres. Os radares de abertura sintética, em uso há décadas, são empregados para mapear inundações, sendo os satélites Sentinel-1A e 1B partes dessa abordagem. Apesar de alguns questionamentos sobre a adequação do Sentinel-1 para o mapeamento de áreas urbanas, diversos estudos utilizaram técnicas como a identificação de limiares e a detecção de mudanças para identificar inundações com imagens de radar. No Brasil, a falta de estudos aprofundados sobre o uso de radares de abertura sintética para identificação de inundações, especialmente em áreas urbanas, representa uma lacuna na pesquisa em sensoriamento remoto. O presente estudo visa preencher essa lacuna, investigando a aplicação das imagens do Sentinel-1 na identificação e mapeamento de inundações, especialmente em áreas urbanas. O trabalho também busca avaliar a eficácia das metodologias aplicadas, comparando os resultados com mapas de validação fornecidos pela colaboração internacional “The International Charter Space and Major Disasters” e imagens ópticas obtidas com o satélite Sentinel-2. O presente estudo mostrou que a aplicação das imagens obtidas com o satélite Sentinel-1 pode ser limitada para inundações urbanas em áreas restritas, onde a acurácia global ficou em torno de 0,08 em Rio Branco – Acre, contra 0,95 em Beledweyne – Somália, onde as áreas urbanas inundadas se encontravam em uma extensão muito maior.

Palavras-chave: previsão de inundações; radar; satélite; área urbana.

ABSTRACT

Floods are recurring events that cause natural disasters, affecting extensive areas and large numbers of people, resulting in significant human and economic losses. They occur in both rural and urban areas, with more pronounced impacts in the latter. In tropical countries, floods often result from intense rainfall, posing a challenge for obtaining images from sensors operating in the optical range due to the frequent presence of clouds. Synthetic Aperture Radars (SAR), especially Sentinel-1, emerge as a viable alternative, emitting electromagnetic waves in the microwave range that penetrate clouds, allowing monitoring under various atmospheric conditions. With the increase in natural disasters, remote sensing-based methodologies have become essential for mapping floods, offering a comprehensive view of these disasters. Synthetic Aperture Radars, in use for decades, are employed to map floods, with the Sentinel-1A and 1B satellites being part of this approach. Despite some concerns about the suitability of Sentinel-1 for mapping urban areas, several studies have used techniques such as threshold identification and change detection to identify floods using radar images. In Brazil, the lack of in-depth studies on the use of Synthetic Aperture Radars for flood identification, especially in urban areas, represents a gap in remote sensing research. This study aims to fill this gap by investigating the application of Sentinel-1 imagery in the identification and mapping of floods, particularly in urban areas. The work also seeks to evaluate the effectiveness of the applied methodologies by comparing the results with validation maps provided by the international collaboration 'The International Charter Space and Major Disasters' and optical images obtained from the Sentinel-2 satellite. The present study showed that the application of images obtained from the Sentinel-1 satellite can be limited for urban floods in restricted areas, where the overall accuracy was around 0,08 in Rio Branco, Acre, compared to 0,95 in Beledweyne, Somalia, where the flooded urban areas were much more extensive.

Keywords: flood forecasting; radar; satellite; urban area.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2. 1- Resolução em azimute de um radar $\Delta L1$ e $\Delta L2$. $\Delta L1$ é melhor do que $\Delta L2$	17
Figura 2. 2 - Região onde ocorre variação Doppler negativa e positivo.....	19
Figura 2. 3 - Simplificação do imageamento do radar de abertura sintética	20
Figura 2. 4 - Resolução em range do radar de abertura sintética.....	21
Figura 2. 5 - Exemplo de histograma bimodal	30
Figura 2. 6 - Efeito da cobertura do solo sobre retroespalhamento em condições seca	31
Figura 2. 7 - Efeito da cobertura do solo sobre retroespalhamento em condições de inundação	31
Figura 2. 8 - Funções de distribuição ajustadas aos valores normalizados de (σ°) no momento da inundação.....	33
Figura 2. 9 - Função de verossimilhança para as inundações com diminuição de σ° em azul e aumento de σ° em ciano, os dados do eixo x estão normalizados	34
Figura 2. 10 - Função de probabilidade a posteriori para as inundações com diminuição de σ° em azul e aumento de σ° em ciano, os dados do eixo x estão normalizados	35
Figura 2. 11 - Histograma bimodal com duas classes globais, a linha tracejada indica o limite para separação entre elas. Eixo x - σ° , Eixo y - Frequência observada	37
Figura 2. 12 - Histograma bimodal com duas classes, a classe água e uma classe do subconjunto (Classe 1) da superfície emersa. A linha tracejada indica o limite para a separação global entre as classes (Figura 10). A seta indica o limiar de separação ótimo entre a c.....	38
Figura 2. 13 - Ilustração da rotação do Método de Análise de Componentes Principais (ACP), eixo C1 e C2 rotacionados para direção de maior variância	39
Figura 2. 14 - Regiões propensa a ocorrência do efeito double bouce, (em vermelho).....	44
Figura 2. 15 - Plot dos vetores dRCS1 e dRC2, caso das amostras de treinamento inundadas e não inundadas, respectivamente	46
Figura 2. 16 - Penetração de diferentes bandas nos dosséis das árvores	47
Figura 2. 17 - Mecanismo de retroespalhamento de acordo com a altura da lâmina d'água no momento da inundação	47
Figura 3. 1 - Mapa de localização do município de Rio Branco – Acre.....	50
Figura 3. 2 - Mapa de localização de Beledweyne – Somália.....	51

Figura 4. 1 - Fluxograma da metodologia (UFI) modificada	52
Figura 4. 2 - Fluxograma da metodologia (Cian et al., 2018) modificada	53
Figura 4. 3 - Modos de aquisição Sentinel-1	54
Figura 4. 4 - Nomenclatura das imagens Sentinel-1	55
Figura 4. 5 - Razão entre as coerências interferométricas t1/t2 em Rio Branco – Acre	59
Figura 4. 6 - Razão entre as coerências interferométricas t2/t3 em Rio Branco-Acre.....	60
Figura 4. 7 - Razão entre as coerências interferométricas t1/t2 em Beledwyne-Somália.....	61
Figura 4. 8 - Razão entre as coerências interferométricas t2/t3 em Beledwyne-Somália.....	61
Figura 4. 9 - Coeficiente de retroespalhamento t2 em Rio Branco - Acre.....	63
Figura 4. 10 - Coeficiente de retroespalhamento t3 em Rio Branco - Acre.....	64
Figura 4. 11 - Coeficiente de retroespalhamento t2 em Beledweyne - Somália	64
Figura 4. 12 - Coeficiente de retroespalhamento t3 em Beledweyne – Somália.....	65
Figura 4. 13 - Índice (UFI) para Rio Branco – Acre.....	65
Figura 4. 14 - Índice (UFI) para Beledweyne – Somália	66
Figura 4. 15 - Índice (NDFI) para Rio Branco – Acre.....	68
Figura 4. 16 - Índice (NDFI) para Beledweyne-Somália.....	68
Figura 4. 17 - Imagem adquirida pelo satélite Planetscope em 30/03/2023	70
Figura 4. 18 - Imagem Sentinel-1 utilizada na validação.....	71
Figura 4. 19 - Área inundada utilizada para validação em Rio Branco – Acre	72
Figura 4. 20 - Área inundada utilizada para validação em Beledweyne – Somália	72
Figura 5. 1 - Acurácia da limiarização do índice (UFI) na área urbana de Rio Branco – Acre	75
Figura 5. 2 – Acurácia da limiarização do índice (NDFI) na área periurbana e rural de Rio Branco – Acre.....	75
Figura 5. 3 - Acurácia da limiarização do índice (UFI) na área urbana de Beledweyne-Somália	76
Figura 5. 4 - Acurácia da limiarização do índice (NDFI) na área periurbana e rural de Beledweyne-Somália	76
Figura 5. 5 - Mapa de acurácia (UFI) e (NDFI) para a localidade de Beledweyne-Somália...	77
Figura 5. 6 - Mapa de acurácia (UFI) e (NDFI) para a localidade de Beledweyne-Somália...	77
Figura 5. 7 - Mapa mostrando deslocamento do índice (UFI) - dentro dos retângulos azuis - em relação aos dados de referência em áreas urbanas inundadas.....	80
Figura 5. 8 - Mapa mostrando a concentração de falsos positivos dentro dos retângulos vermelhos para Beledweyne-Somália.....	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 2. 1 - Comprimento de onda utilizados no sensoriamento remoto por radar.....	16
Tabela 2. 2 - Matriz de Contingência: VP - Verdadeiro Positivo, FN - Falso Negativo, FP - Falso Positivo, VN - Verdadeiro Negativo	27
Tabela 2. 3 - Autores e abordagens relacionadas à limiarização, detecção de mudança e à modelagem teórica do retroespalhamento.....	29
Tabela 4. 1 - Imagens Sentinel-1 (SLC) utilizadas para o cálculo da coerência interferométrica no município de Rio Brando (AC).....	56
Tabela 4. 2 - Imagens Sentinel-1 (SLC) utilizadas para o cálculo da coerência interferométrica em Beledweyne.....	57
Tabela 4. 3 - Data das imagens Sentinel-1 (GRD) utilizadas para o índice (NDFI) Beledweyne	58
Tabela 4. 4 - Data das imagens Sentinel-1 (GRD) utilizadas para o índice (NDFI) Rio Branco	58
Tabela 4. 5 - Imagem Sentinel-2 usada na validação em Beledweyne – Somália	71
Tabela 5. 1 - Matriz de Contingência e Acurácia global para Beledweyne – Somália.....	78
Tabela 5. 2 - Matriz de Contingência em porcentagem de pixels para Beledweyne – Somália	78
Tabela 5. 3 - Matriz de Contingência e Acurácia global para Rio Branco – Acre	78
Tabela 5. 4 - Matriz de Contingência em porcentagem de pixels para Rio Branco – Acre.....	78
Tabela 5. 5 - Métricas de desempenho para o mapa final de inundação de Rio Branco – Acre	79
Tabela 5. 6 - Métricas de desempenho para o mapa final de inundação de Beledweyne – Somália.....	79
Tabela 5. 7 - Áreas das regiões urbanas inundadas em Beledweyne - Somália e Rio Branco-Acre	80

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACP Análise de Componentes Principais

DLR *Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt*

ESA Agência Espacial Europeia

EW Extra Wide Swath

GRD *Ground Range Detected*

GPT *Graph Processing Tool*

ISCE *Laboratório de Propulsão a Jato da NASA*

IW *Interferometric Wide Swath*

MDS Modelo Digital de Superfície

NDFI *Normalized Difference Flood Index*

NDFVI: *Normalized Difference Flood in short Vegetation Index*

OCN *Ocean*

PC Principal Component

PMRR Plano Municipal de Redução de Risco

RADAR Radio Detection and Ranging

RAR Radar de Abertura Real

REM Radiação Eletromagnética

SAR Synthetic Aperture Radar

SLAR *Side-Looking Airborne Radar*

SLC *Single Look Complex*

SM *Strip-map*

SNAP *Sentinel Application Platform*

SRTM Shuttle Radar Topography Mission
UFI Urban Flooding Index

WSF World Settlement Footprint

WV Wave

LISTA DE SÍMBOLOS

σ° Coeficiente de retroespalhamento do radar

λ Comprimento de onda

ρ Coerência Interferométrica

c velocidade da luz

SUMÁRIO

Capítulo 1 – Introdução	13
Capítulo 2 - Fundamentação Teórica	16
2.1 Sensoriamento por radar	16
2.2 Radares de abertura sintética	16
2.3 Geometria de Imageamento do Radar de Abertura Sintética	19
2.4 Tipos de retroespalhamento.....	22
2.5 Equação Radar.....	23
2.7 Polarização	25
2.7.1 Limiarização	26
2.7.2 Métricas de validação	27
2.8 Uso de imagens SAR para delimitação de inundações	28
2.8.1 Limiarização em áreas urbanas	29
2.8.2 Detecção de mudança em áreas urbanas.....	38
2.8.3. Outras Metodologias.....	43
2.8.4 Detecção de inundações em áreas vegetadas	46
Capítulo 3 - Áreas de Estudo	49
Capítulo 4 – Materiais e Métodos.....	52
4.1 Imagens Sentinel-1	53
4.2 Processamento das imagens	58
4.2.1 Urban Flood Index (UFI)	58
4.2.2 Normalized Difference Flood Index (NDFI)	66
4.3 Dados Auxiliares.....	69
4.4 Dados de Validação	70
Resultados e Discussões	73
Considerações finais.....	84
REFERÊNCIAS.....	86

Capítulo 1 – Introdução

A inundação é o processo da dinâmica superficial que causa os desastres naturais com maior recorrência, atinge as maiores áreas e o maior número de pessoas, levando à perdas humanas e econômicas (Sausen, Lacruz, 2015). Ocorrem nas áreas rurais e nas áreas urbanas, com maiores impactos nas áreas urbanas (Mason *et al.*, 2018). Nos países tropicais as inundações resultam de chuvas prolongadas ou intensas (Tucci, 2007) e frequentemente são acompanhadas de condições climáticas com grande presença de nuvens, de maneira que é um grande desafio a obtenção de imagens de sensores que operem no comprimento de onda do intervalo óptico (Graosque, 2018).

Contudo, os radares de aberturas sintéticas (SAR) representam uma alternativa viável ao contorno desse problema. Eles emitem sua própria energia eletromagnética, cujo comprimento de onda situa-se na faixa do micro-ondas, atravessando as nuvens e imageando a superfície terrestre sob quase todas as condições atmosféricas, tanto no período diurno quanto noturno. Com o aumento dos desastres naturais nos últimos anos (Sausen, Lacruz, 2015), e a previsão de incremento para as próximas décadas, resultante do aumento das precipitações intensas, motivadas pelas mudanças climáticas (Cian *et al.*, 2018), as metodologias fundamentadas em sensoriamento remoto para o mapeamento de inundações vêm fornecendo uma visão sinóptica dos desastres, observando áreas extensas com relativo baixo custo ou até de forma gratuita, exercendo uma função indispensável para o cenário atual e futuro.

Os dados dos radares de abertura sintética são utilizados há pelo menos quatro décadas para o mapeamento das inundações (Cian *et al.*, 2018). Com os satélites ERS-1 e 2, ENVISAT e TerraSAR-X, mais utilizados na primeira década de 2000 e com os satélites RadarSAT-2, TerraSAR-X e COSMO-SkyMed e Sentinel-1 a partir da segunda década. Para Mason *et al.* (2018), os dados do satélite Sentinel-1 não são adequados ao mapeamento de inundação de áreas urbanas, uma vez que sua resolução seria grosseira para esse mapeamento. Para Liz e Ribas (2022), as imagens fornecidas pelo sensor abordo do satélite Sentinel-1 são úteis na identificação e mapeamento de áreas inundadas, mas apresentam restrições quando se trata de áreas com dimensões reduzidas. Entretanto, diversos autores, com algumas técnicas, empregaram essas imagens na identificação das inundações. Entre eles pode-se citar (Bovolo, Bruzzone, 2007; Liang, Liu, 2020; Lin *et al.*, 2019; Bioresita *et al.*, 2018) que utilizaram a limiarização, (Cian *et al.*, 2018; Tanim *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2021) que adotaram a detecção de mudança. E ainda, (Graosque, 2018) com a análise de componentes principais. Os satélites

da série Sentinel-1 (Sentinel 1A e 1B) são radares de abertura sintética, desenvolvidos pela Agência Espacial Europeia (ESA), tiveram lançamento iniciado em 2014, (mas atualmente apenas o 1A está funcionando, o satélite 1B foi descontinuado por defeitos na parte de fornecimento de energia). Possuem sensores embarcados que operam na banda C (5,5466 cm). As imagens captadas com o satélite são disponibilizadas gratuitamente em várias plataformas digitais, entre elas no site ASF Data Search¹.

A ausência de estudos aprofundados sobre o uso de radares de abertura sintética (SAR) para identificação de inundações no Brasil, abordadas sob o aspecto dos desastres naturais, principalmente em áreas urbanas, representa uma lacuna significativa na pesquisa em sensoriamento remoto. Apesar dos recorrentes eventos de inundação no país, a utilização das técnicas de detecção e mapeamento de inundações, utilizando os radares de abertura sintética, ainda não são empregadas e sua investigação carece de aprofundamento. Isso pode ser atribuído à limitação do conhecimento sobre as potencialidades das aplicações das tecnologias do radar de abertura sintética, e ao alto custo de aquisição dessas imagens, antes do lançamento dos satélites da constelação Sentinel-1. Porém, após a obtenção das imagens do radar no momento da inundação, deve-se ressaltar que a análise e o processamento do sinal nessas áreas são um tanto mais complexas, quando comparadas com o processamento das imagens obtidas com os sensores ópticos para a mesma finalidade.

A aplicação das imagens de sensoriamento remoto se torna eficiente nas diversas fases do gerenciamento dos desastres naturais relacionados às inundações. Podem ser definidas em quatro fases, a saber (Brasil, 2007): prevenção, preparação, resposta e reconstrução. Na prevenção, procede-se a identificação e ao mapeamento das áreas propensas às inundações. Na preparação, como parte integrante do Plano Municipal de Redução de Risco (PMRR), o qual inclui a delimitação das áreas de risco de um determinado município, e, que podem ser identificadas com o auxílio das imagens dos sensores remotos. Na fase de resposta, com a obtenção de imagens no momento do desastre para a orientação de equipes de busca e salvamento. E até na fase de reconstrução, identificando locais mais afetados pela inundação, priorizando alocação de recursos para recuperação dessas áreas. Além disso, as imagens orbitais podem ser utilizadas para a calibração de modelos hidrológicos, avaliação financeira para seguros contra desastres naturais e para a orientação de mapeamentos *in situ*, representando uma maneira de economia de tempo e recursos.

¹ Disponível em: <https://search.asf.alaska.edu/>.

Diante do exposto, o objetivo geral deste estudo é o de avaliar a eficácia das imagens obtidas pelos satélites da série Sentinel-1 na identificação e mapeamento das inundações em diferentes usos e ocupações do solo, com ênfase nas áreas urbanas. O foco está na análise da qualidade e utilidade das imagens para detectar inundações sob diferentes aspectos, como a área de abrangência. Serão aplicadas metodologias existentes, como as propostas por Cian et al. (2018) e Zhang et al. (2021), com algumas modificações. Essas metodologias consideram os diferentes tipos de mecanismos de retroespalhamento esperados nas regiões inundadas. Este estudo não tem a pretensão de propor uma nova metodologia, mas sim de avaliar o desempenho dessas imagens na detecção das inundações, consistindo-se em um estudo de caráter exploratório.

Foram enumerados os seguintes objetivos específicos para atingir o objetivo geral:

- a) Encontrar imagens no site "The International Charter Space and Major Disasters", adquiridas no instante da inundação, com indicação de local, data e identificação da área inundada, ou imagens do satélite Sentinel-2, também adquiridas no momento da inundação com quantidade de nuvens que possibilite a identificação da inundação.
- b) Busca de imagens adquiridas pelo satélite Sentinel-1 em formatos GRD e SLC, nos sites Google Earth Engine e Alaska Satellite Facility, nas datas correspondentes às imagens adquiridas no item 1, ou o mais próximo possível delas.
- c) Aplicação das metodologias de Cian *et al.* (2018) e de Zhang *et al.* (2021) modificadas nas imagens do item 2. Aplicação de limiarização dos resultados do processamento do item 3.
- d) Validação dos resultados (item 4) com as imagens do item 1.
- e) Comparação dos resultados das metodologias empregadas, discussão dos resultados.

O texto é dividido em cinco partes, a partir da fundamentação teórica, que aborda os radares de abertura sintética e a revisão bibliográfica empregada no estudo das inundações nas áreas urbanas e rurais. O Capítulo 3 apresenta as áreas de estudo. O Capítulo 4 traz uma descrição dos dados utilizados na dissertação, forma de obtenção e processamento. O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados encontrados, e por último o Capítulo 5 faz considerações sobre os resultados encontrados.

Capítulo 2 - Fundamentação Teórica

2.1 Sensoriamento por radar

A abrangência do conceito de sensoriamento remoto é vasta; de maneira simplificada, pode ser descrita como a obtenção de informações sobre fenômenos e objetos terrestres por meio de sensores instalados em aeronaves, espaçonaves ou satélites, sem a necessidade de contato direto com eles. Esse processo é seguido pelo subsequente tratamento, pela análise e pela aplicação das informações obtidas por meio desses sensores (Novo, 1989; Saraiva, 2015). Os radares são considerados sensores ativos por emitirem sua própria radiação. No sensoriamento remoto por radar, essa informação é adquirida por meio da interação da radiação eletromagnética (REM), que se situa na região do micro-ondas com os alvos terrestres. Essa faixa do espectro eletromagnético torna a atmosfera praticamente transparente para esses sensores², possibilitando o imageamento em quase qualquer condição meteorológica, independentemente da iluminação da luz solar (Henderson, Lewis, 1998). As micro-ondas mais comumente utilizadas pelos radares, possuem comprimento que variam de 2,4 a 100 cm, distribuídos entre as bandas³ X, C, S, L e P.

Banda	Comprimento de onda (cm)
X	2,4 - 3,8
C	3,8 - 7,5
S	7,5 - 15
L	15 - 30
P	30 - 100

Tabela 2. 1 - Comprimento de onda utilizados no sensoriamento remoto por radar

Fonte: adaptado de Meneses et al. (2019)

2.2 Radares de abertura sintética

A palavra RADAR é um acrônimo do termo em inglês “*Radio Detection And Ranging*” ou detecção e localização por ondas de rádio. O funcionamento dos radares baseia-se na

² Pois não há interação das micro-ondas com a maioria dos fenômenos atmosféricos.

³ Bandas são os intervalos nos quais determinado comprimento de onda se encontra, pois, os pulsos emitidos contem mais de um comprimento de onda.

emissão de pulsos eletromagnéticos na direção de um alvo e na medição do tempo de retorno da radiação retroespalhada na direção do sensor. A partir da medida do tempo de retorno da radiação retroespalhada na direção do sensor, estima-se a distância percorrida nesse trajeto, desde que a velocidade do pulso seja constante e conhecida (Woodhouse et al., 2006).

As micro-ondas foram utilizadas na Segunda Guerra Mundial para localização de alvos inimigos e de tempestades (Henderson e Lewis, 1998). Após o surgimento dos sistemas aerotransportados *Side-Looking Airborne Radar* (SLAR) ou radares de visada lateral, eles começaram a ser empregadas no imageamento e reconhecimento militar em 1950, esses sistemas equivalem ao radar de abertura real (RAR).

A resolução espacial é a unidade que permite ao observador distinguir ou identificar alvos diferentes na imagem. Os radares de abertura real possuem resolução em azimuth proporcional à distância do sensor ao alvo e à abertura da antena, segundo a relação matemática, conforme a equação abaixo (Equação 2.1) (Paradella et al., 2021):

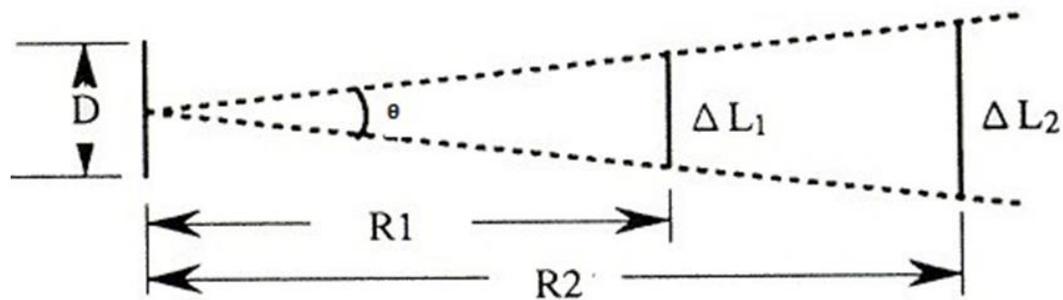


Figura 2. 1- Resolução em azimuth de um radar $\Delta L1$ e $\Delta L2$. $\Delta L1$ é melhor do que $\Delta L2$.
Fonte: Adaptado de Kangwon National University (2024)

$$\text{Resolução}_{\text{azimute}} = \theta \times R \quad (2.1)$$

onde (θ) é o ângulo em radianos da largura do feixe irradiado pelo sensor e (R) é a distância em metros do sensor ao alvo. O ângulo do feixe irradiado pode ser relacionado com o comprimento de onda (λ) da energia eletromagnética emitida pelo sensor com a abertura real da antena (D), como mostrado a seguir (Paradella et al., 2021).

$$\theta = \frac{\lambda}{D} \quad (2.2)$$

Substituindo (2.2) em (2.1), tem-se:

$$\text{Resolução}_{\text{azimute}} = \frac{\lambda}{D} \times R$$

(2.3)

da “Equação 2.3” é possível concluir que para melhorar a resolução espacial em azimute de um radar de abertura real, com comprimento de onda mantido constante, dever-se-ia diminuir a distância (R) ou aumentar a dimensão (D) da antena. Assim a antena deveria alcançar a ordem de centena de metros (Paradella et al., 2021) para que se obtenha uma resolução em azimute razoável, o que comprometeria o deslocamento da aeronave (Jensen, Epiphonio, 2009). Nesse sentido, cria-se uma impossibilidade de se embarcar uma antena de tamanho ampliado tanto em aeronaves quanto em satélites.

Esses problemas foram solucionados com o radar de abertura sintética *Synthetic Aperture Radar* ou (SAR), cujo conceito foi criado por Carl Wiley em 1952 (Woodhouse et al., 2006), aproveitando-se do movimento do sensor em órbita e do conceito do efeito Doppler para sintetizar um antena muito maior do que seu tamanho real⁴. As antenas (SAR) possuem tamanhos e larguras de feixes semelhantes aos das antenas (RAR), mas enviam pulsos coerentes a uma taxa muito maior. Essa propriedade significa que há um controle rigoroso na antena para emissão dos pulsos, que são sempre emitidos com a mesma fase⁵ e amplitude (Woodhouse et al., 2006).

O sensor também realiza medidas precisas da fase da radiação eletromagnética retornada (Jensen; Epiphonio, 2009; Woodhouse et al., 2006), acrescentando ou subtraindo a fase registrada em relação à uma fase de referência. Esse desvio de fase deve-se ao movimento relativo dos objetos da cena em relação ao sensor, quando o sensor se aproxima do alvo, há uma variação positiva da fase, enquanto que, quando o sensor se afasta do alvo, há uma variação negativa da fase. O feixe emitido sempre será dividido em duas metades, com a variação positiva na frente do satélite, e variação negativa atrás do satélite (Figura 2.2).

⁴ Segundo a “Equação c” o tamanho da antena e a resolução espacial em azimute são inversamente proporcionais

⁵ De fato, o que enviado é um pulso chirp



Figura 2. 2 - Região onde ocorre variação Doppler negativa e positivo

Fonte: Adaptado de Issmael Junior (2007)

O rigor na emissão e no registro dos sinais nos sensores SAR permitem com que todos os sinais retornados, possam ser processados e comparados como se tivessem sido emitidos por uma única antena muito maior (Woodhouse et al., 2006). Essas modificações na fase são transformadas em desvios Doppler, os quais são processados e resultam em uma resolução teórica (Woodhouse et al., 2006) dada pela (Equação 2.4) (Paradella et al., 2021), que corresponde à resolução espacial máxima em azimute alcançada pelos radares de abertura sintética com antena de tamanho (D):

$$\text{Resolução máxima}_{\text{azimute}} = \frac{D}{2} \quad (2.4)$$

2.3 Geometria de Imageamento do Radar de Abertura Sintética

A geometria de imageamento nos radares de abertura sintética é um elemento essencial no processo de formação de imagens. Ao contrário dos sistemas ópticos, eles operam com geometria de visada lateral, na qual o feixe de micro-ondas é irradiado na direção perpendicular ao vetor velocidade da trajetória do satélite, conforme representado na (Figura 2.3) (Paradella et al., 2021).

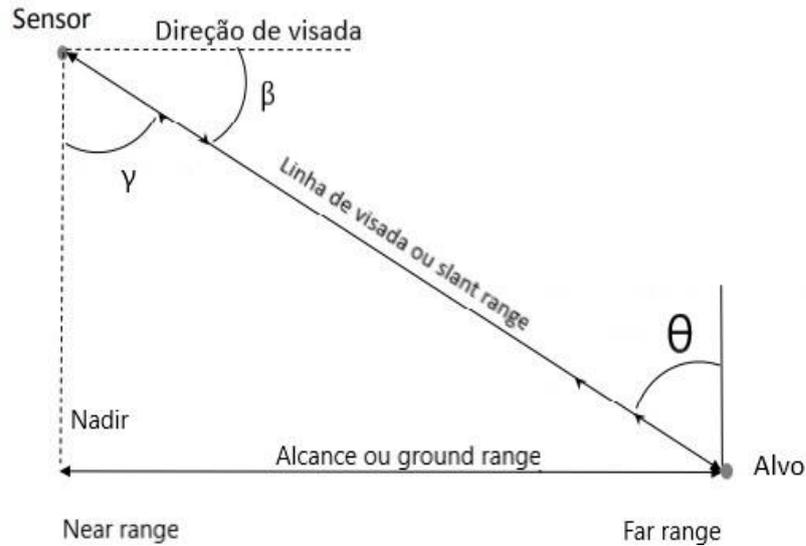


Figura 2. 3 - Simplificação do imageamento do radar de abertura sintética

Fonte: adaptado de Paradella et al. (2021)

A formação da imagem ocorre a partir dos registros dos retornos dos pulsos enviados. O sensor emite o sinal e registra seu retorno. Então, a plataforma se desloca uma distância equivalente a taxa de repetição do pulso, multiplicada por sua velocidade, e o processo de emissão e registro do sinal é então repetido; esse modo é denominado *stop-and-go* (Paradella et al., 2021). Os pulsos enviados delimitam duas direções: a linha de visada (*slant range*) e o alcance (*ground range*) (Figura 2.3).

O ângulo de incidência (θ) é o ângulo entre a direção normal à superfície e o feixe emitido pelo sensor; esse ângulo é determinante para as características da imagem e a presença das distorções geométricas (Woodhouse et al., 2006). O ângulo varia de acordo com a amplitude do relevo e com a proximidade ao *nadir*. O ângulo (β) entre a direção de visada e o feixe que sai do sensor em direção ao alvo é denominado de ângulo de depressão. O ângulo (γ) entre a direção de visada e a direção de *nadir* é conhecido como ângulo de visada. Outros parâmetros importantes são o *near range*, que é a região próxima ao *nadir* e o *far range*, que é a região que se encontra mais afastada do *nadir* e mais próxima do alvo.

Outra importante grandeza na identificação dos alvos, e que se relaciona à resolução na direção transversal à trajetória do satélite ou *slant range*, é a resolução em *range*. Após a emissão do pulso pelo radar, para que o sensor diferencie o retroespalhamento de objetos que se encontram próximos na superfície, os registros dos sinais retornados por eles devem ser feitos

necessariamente em momentos distintos. Os alvos (A) e (B) na (Figura 2.4), nota-se que os objetos em superfície estão separados por uma distância em *slant range* (d). Na porção inferior da figura, nota-se que o retroespalhamento produzido por (B) percorreu uma distância adicional, equivalente a ($2d$), ficando o seu retorno ligeiramente atrasado em relação ao retorno de (A), estando seu registro pelo sensor, exatamente no final do registro de (A), resultando na sobreposição do retorno dos sinais de (A) e (B), fazendo com que o sensor registre o pulso de retorno no mesmo instante como o retorno de apenas um objeto.

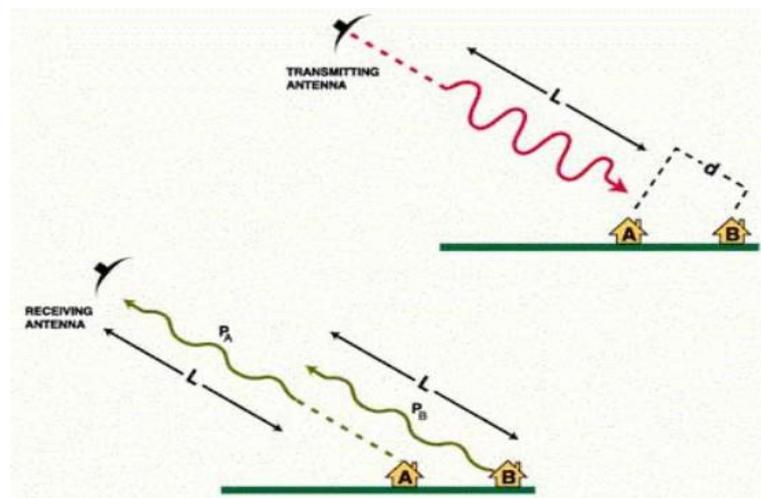


Figura 2. 4 - Resolução em range do radar de abertura sintética

Fonte: Adaptado de ESA Earth Online (2024).

Então, para que dois objetos, na superfície terrestre, sejam resolvidos pelos radares de abertura sintética, é preciso que estejam localizados a uma certa distância ($\frac{L}{2}$). A resolução espacial em *range* pode ser aproximada pela fórmula na (Equação 2.5) (Woodhouse et al., 2006).

$$\rho_r = \frac{c\tau_p}{2} \quad (2.5)$$

Onde, c é a velocidade da luz; τ_p a duração do pulso emitido pelo sensor; e o fator (2), decorre de o fato do pulso percorrer o caminho de ida e de volta ao sensor.

A (Equação 2.5) determina a resolução máxima em azimuth alcançada pelos radares de abertura sintética. É um parâmetro limitado pelo tamanho da antena e independentemente dos alvos em superfície (Woodhouse et al., 2006).

Entretanto, a resolução mais adequada para fins do imageamento pelo radar na direção do alcance ou *ground range*, relaciona-se com o ângulo de incidência e com a resolução espacial em range, segundo a (Equação 2.6) (Woodhouse et al., 2006):

$$\rho_g = \frac{\rho_r}{\sin \theta_i} \quad (2.6)$$

2.4 Tipos de retroespalhamento

A rugosidade das superfícies desempenha um papel fundamental no retroespalhamento do sinal dos radares de abertura sintética, influenciando diretamente na interpretação de suas imagens, principalmente no contexto das inundações em áreas urbanas. Esse parâmetro pode ser entendido como as irregularidades presentes na superfície, quando elas são da ordem do comprimento de onda emitido pelo sensor, o sinal retroespalhado por cada frente de onda começa a sofrer interferência destrutiva e o efeito da reflexão em superfícies lisas é diminuído (Woodhouse et al., 2006).

Os principais tipos de mecanismo de retroespalhamento são: o especular, onde o retroespalhamento do sinal ocorrerá na direção oposta ao sensor, pixels correspondentes na imagem com esse comportamento se apresentam com tons escuro; o mecanismo de retroespalhamento volumétrico, em que o sinal é refletido várias vezes em um objeto antes de retornar ao sensor, comumente ocorre em copa de árvores em determinados comprimentos de onda, podendo causar um incremento do sinal retornado ao sensor e resultando em tons mais claros de níveis de cinza na imagem. E o mecanismo de *double bounce* ou refletor de canto, no qual há a presença de duas superfícies lisas próximas, formando um diedro e o sinal é refletido uma, ou mais vezes nessas superfícies, antes de retornar ao sensor, este tipo de mecanismo é frequentemente observado em áreas urbanas, devido à presença das edificações, e pode haver o aumento dos níveis de cinza nos pixels da imagem em função da presença da água nesses locais.

2.5 Equação Radar

O sinal retornando ao sensor após ser retroespalhado por uma superfície varia de acordo com o ângulo de emissão do sinal, geometria da superfície, características elétricas dos espalhadores e com a polarização do sinal (Paradella et al., 2021). Segundo Woodhouse *et al.* (2006) há uma limitação quanto à capacidade do sistema em registrar o sinal retroespalhado que pode ser quantificada pela Equação Radar (Equação g).

$$\text{Potência recebida na antena} = P_t G \frac{\sigma}{4\pi R^2} \quad (2.7)$$

Onde:

- P_t - potência do sinal emitido;
- G - Ganho da antena;
- σ - seção transversal de retroespalhamento do radar (*radar cross-section*).

A parcela $\frac{\sigma}{4\pi R^2}$ refere-se ao espalhamento isotrópico do sinal, que decai em função do inverso do quadrado da distância (R) do sensor ao alvo, sendo necessário o acréscimo de uma parcela de área da antena que efetivamente recebe o sinal retornado. A equação acima pode ser reescrita como (Equação 2.8):

$$P_R = \frac{P_t G \sigma_{rt}}{4\pi R^2} \cdot \frac{A_e}{4\pi R^2} \quad (2.8)$$

Onde:

- P_r - sinal com polarização r recebido na antena;
- P_t - potência transmitida com polarização t;
- G - ganho da antena R = distância entre o sensor e o alvo;
- σ_{rt} - sessão cruzada do radar (*radar cross-section*);
- A_e - Área efetiva de aquisição do sinal na antena.

O primeiro termo da equação (2.8), refere-se ao pulso de energia eletromagnética transmitida do sensor em direção ao alvo, limitada pelas dimensões da antena emissora do pulso. A multiplicação por σ_{rt} indica a energia máxima retroespalhada pelo alvo, na qual o

pulso é incidente. Os alvos imageados na superfície geralmente possuem áreas muito maiores que a resolução espacial dos sensores dos radares de abertura sintética, tornando-se apropriada a definição do retroespalhamento da seção transversal do radar por unidade de área (Paradella *et al.*, 2021), segundo a Equação (2.9).

$$\sigma_n^0 = \sigma_n / a^2 \quad (2.9)$$

Então, o coeficiente de retroespalhamento do radar (σ_n^0) é a seção transversal do radar (*radar cross-section*) dividida pela área incidente do pulso no plano horizontal elevada ao quadrado.

O coeficiente de retroespalhamento apresenta uma variação significativa em seus valores e o mais apropriado é sua representação em escala logarítmica em vez de uma linear. Essa representação é dada pela fórmula na (Equação 3.0) (Paradella *et al.*, 2021):

$$\sigma^0 = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sigma_{rt}}{A_{rt}} \right) \quad (3.0)$$

Esses valores podem variar do *near-range* para o *far-range* em razão da mudança dos ângulos de incidência de iluminação do sensor (Paradella *et al.*, 2021).

2.6 Distorções Geométricas e Ruído Speckle

As distorções geométricas são características inerentes e incomuns das imagens geradas pelos radares de abertura sintética, e resultam do sistema de imageamento de visada lateral utilizado por eles (Henderson; Lewis, 1998; Woodhouse *et al.*, 2006). A inversão de relevo ou *layover* ocorre em relevos ou objetos mais próximos ao *nadir* e, que, portanto, tem o retorno do sinal retroespalhado do seu topo, registrado pelo sensor, primeiro do que o sinal retornado pela base, dando um efeito de sobreposição do topo em relação à base. O efeito de encurtamento de rampa ou *foreshortening* ocorre quando a base e o topo das encostas têm o retorno do sinal retroespalhado, registrados quase que simultaneamente, provocando um efeito de encurtamento das encostas na imagem. Outra distorção geométrica é a sombra radar ou *shadow*, que ocorre atrás das superfícies elevadas, são ocasionadas pela ausência de incidência

do sinal emitido nessa região e, conseqüentemente, pela ausência de retorno ao sensor, apresentado-se como áreas totalmente escuras nas imagens (Woodhouse et al., 2006).

Um outro efeito indesejável nas imagens de radar de abertura sintética é conhecido pela presença de pequenas manchas de aparência granular (ruído *speckle*), que dá à imagem uma aparência granulada (Woodhouse et al., 2006) e degrada sua qualidade radiométrica, constituindo-se em ruído de efeito multiplicativo. Esse ruído é resultante dos inúmeros dispersores distribuídos de forma aleatória em uma célula de resolução na superfície imageada (Meneses et al., 2019; Flores-Anderson et al., 2019), os quais retroespalharão a energia eletromagnética emitida pelo radar com fase e intensidades diferentes (Meneses et al., 2019). Os tons de cinza apresentados por um pixel, serão, então, determinados pela interferência construtiva ou destrutiva de todos os dispersores presentes na célula de resolução, sendo mais claros no caso de interferência construtiva dos sinais retroespalhados e mais escuros para o caso de interferência destrutiva entre as ondas eletromagnéticas retroespalhadas em direção ao sensor.

2.7 Polarização

A radiação eletromagnética (REM) é constituída por um campo elétrico e outro campo magnético que oscilam e se propagam em planos perpendiculares entre si (Woodhouse et al., 2006). A oscilação do campo elétrico, que possui maior magnitude que o campo magnético, pode ocorrer estritamente no plano horizontal ou no plano vertical. Essa vibração exclusiva em um plano específico é conhecida como polarização. Por serem ativos e emitirem sua própria radiação os radares de abertura sintética tem controle sobre a direção de vibração do campo elétrico no momento da emissão do pulso e também no momento da aquisição do sinal retornado, emitindo ondas eletromagnéticas com quatro tipo de polarização: (HH) o pulso é transmitido e recebido na polarização horizontal; (VV) o pulso é transmitido e recebido na polarização vertical; (HV) o pulso é transmitido na polarização horizontal e recebido na polarização vertical e a polarização (VH) na qual o pulso é transmitido na polarização vertical e recebido na polarização horizontal. O satélite Sentinel-1 opera em dupla polarização, ou seja, pode emitir o sinal tanto com polarização (H) ou (V) e recebê-lo nas polarizações (H) ou (V).

Segundo Meneses et al. (2019), a emissão de pulsos na direção vertical (V) é mais

adequada para aplicações em que os alvos na superfície apresentam orientação vertical, como é o caso das áreas urbanas, onde predominam edificações erguidas nessa direção. A emissão do pulso com polarização horizontal (H) é mais apropriada para distinguir alvos que se orientam na direção horizontal.

2.7.1 Limiarização

Segundo Wang *et al.* (2017), a determinação do limiar adequado pode ocorrer de forma automática ou por tentativa e erro. (Zhang *et al.*, 2021) determinaram o melhor limiar por meio de uma análise visual das estatísticas da imagem raster do índice "Urban Flooding Index" (UFI). Segundo esses autores, a obtenção de amostras de treinamento durante os desastres para serem utilizadas em classificadores supervisionados ou na Limiarização, muitas vezes, é inviável. Por essa razão a obtenção de um valor de limiarização apropriado por meio da segmentação de imagens se torna fundamental. Para Liz e Ribas (2022) o valor do limiar pode ser selecionado empiricamente para um determinado local, porém não pode ser reaproveitado para ser aplicado em outros locais.

A segmentação é um campo fundamental do processamento de imagens, a qual envolve a subdivisão e agrupamento dos pixels com características semelhantes. A semelhança pode ser fundamentada tanto nas propriedades espaciais quanto radiométricas dos pixels (Zanotta et al., 2019). A segmentação visa simplificar a interpretação da imagem, dividindo-a em partes distintas e identificáveis, o que permite separar e reconhecer os objetos e fenômenos na superfície terrestre com maior clareza e precisão. Entre os algoritmos de segmentação de imagens o método de limiarização ou "Threshold" é considerado o mais comum (Zanotta et al., 2019). A segmentação envolve a separação dos níveis de cinza dos pixels da imagem em dois grupos distintos, com base em um valor limite pré-definido (L)⁶, conforme a função abaixo, sendo que a imagem limiarizada resultante é binária.

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) > L \\ 0, & \text{se } f(x, y) \leq L \end{cases}$$

onde $f(x, y)$ indica a posição de cada pixel na imagem, e L o valor da limiarização, que define se o pixel pertencerá a nova classe com valor 1 ou 0.

⁶ Que pode ser definido pelo usuário

2.7.2 Métricas de validação

A avaliação da acurácia exerce uma função essencial nas pesquisas que empregam o sensoriamento remoto, constituindo-se num processo crítico de análise de confiabilidade das categorias atribuídas no processamento das imagens. Avaliando a qualidade do mapa resultante, gerado a partir dos dados obtidos remotamente, e identificando as correspondências e discrepâncias entre o produto processado, e um mapa de referência estabelecido (Congalton e Green, 2019).

Os erros são inerentes a todo tipo de processamento e são decorrentes do acumulo dos erros dos algoritmos de processamento, da precisão do sensor e da distribuição espacial dos objetos e fenômenos da cena capturada por ele (Campbell; Wynne, 2011). Entre as métricas de avaliação o índice Kappa, vem sendo utilizado com muita frequência em várias áreas de pesquisa, inclusive no processamento de imagens, e se tornou referência na maioria das avaliações de acurácia nessa última (Congalton, 1991; Congalton, 2001; Hudson, 1987; Rosenfield e Fitzpatrick-Lins, 1986), este índice avalia a concordância entre os dados de referência e os dados processados, utilizando uma matriz de confusão, também conhecida matriz de erro ou tabela de contingência (Congalton, 1991), a qual se constitui em matriz quadrada com disposição em linhas e colunas, onde são contabilizados os números de acertos para cada classe predita em relação aos dados de referência. Geralmente os dados de referência são dispostos nas colunas, enquanto os dados de predição são dispostos nas linhas.

Entretanto para o caso de limiarização, na qual a imagem resultante é binária, outra matriz mais adequada de ser empregada é matriz de contingência, que contabiliza as métricas de desempenho básicas em termos de os erros e acertos (Amitrano *et al.*, 2024), conforme a Tabela 2.

	Referência Positivo	Referência Negativo
Predito Positivo	VP	FN
Predito Negativo	FP	VN

Tabela 2. 2 - Matriz de Contingência: VP - Verdadeiro Positivo, FN - Falso Negativo, FP - Falso Positivo, VN - Verdadeiro Negativo

Fonte: Amitrano *et al.*, 2024

2.7.2.1 Acurácia Global

Uma das métricas mais simples de avaliação da precisão de um mapeamento é a acurácia global, representada pela (Equação 2.11) (Fernandez-Moral et al., 2018).

$$\text{acurácia} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (2.11)$$

Essa métrica compara todos os acertos na classificação, divididos o número total desses pixels pelo total de pixels na imagem. Pode se tornar sensível ao desbalanceamento entre as classes, como quando há alvos pequenos ou esparsos (Saraiva *et al.*, 2020), sendo, assim, necessário a utilização de outras métricas.

2.7.2.1 Sensibilidade

A precisão relaciona todos os pixels classificados corretamente para o caso positivo, em relação à quantidade desses pixels classificados corretamente (Equação 2.2).

$$\text{sensibilidade} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.12)$$

2.8 Uso de imagens SAR para delimitação de inundações

Segundo Cian *et al.* (2018) os dados dos radares de abertura sintética vêm sendo utilizados há décadas para o mapeamento das inundações. A crescente disponibilidade de imagens (SAR) com maior resolução temporal e espacial, notadamente pelos dados dos satélites da missão Sentinel-1, vêm possibilitando uma grande variedade de metodologias para detecção e delimitação de regiões inundadas, as quais se utilizam de uma ou mais abordagens em conjunto (metodologia híbrida). Entre essas múltiplas abordagens, podem ser citadas a linearização do histograma, o cálculo da coerência interferométrica, o crescimento de regiões, a classificação orientada a objetos, a classificação fuzzy, a classificação não supervisionada e a detecção de mudanças, Liang e Liu (2020). A (Tabela 2.3) relaciona os autores com as principais abordagens propostas em seus respectivos trabalhos, cujas descrições podem ser

encontradas nos itens seguintes desta seção.

Autor	Abordagem	Satélite
Bovolo e Bruzzone (2007)	Limiarização do histograma	Sentinel-1
Liang e Liu (2020)	Limiarização do histograma	Sentinel-1
Lin <i>et al.</i> (2019)	Limiarização do histograma	Sentinel-1
Bioresita <i>et al.</i> (2018)	Limiarização do histograma	Sentinel-1
Graosque (2018)	Análise de componentes principais (ACP) para detecção de mudança	Sentinel-1
Tanim <i>et al.</i> (2022)	Metodologia híbrida, incluindo detecção de mudança	Sentinel-1
Giustarini <i>et al.</i> (2012)	Metodologia híbrida, incluindo detecção de mudança	TerraSAR-X
Matgen <i>et al.</i> (2011)	Metodologia híbrida, incluindo detecção de mudança	Sentinel-1
Zhang <i>et al.</i> (2021)	Detecção de mudança	Sentinel-1
Cian <i>et al.</i> (2018)	Detecção de mudança	Sentinel-1
Mason <i>et al.</i> (2018)	Modelagem teórica do retroespalhamento	TerraSAR-X

Tabela 2. 3 - Autores e abordagens relacionadas à limiarização, detecção de mudança e à modelagem teórica do retroespalhamento

Fonte: Quadro elaborado pelo autor

2.8.1 Limiarização em áreas urbanas

A limiarização é considerada um dos tipos de processamento para segmentação de imagens mais simples e mais usada (Gonzalez; Woods, 2009; Zanotta et al., 2019). Seu produto resulta na binarização da imagem de saída, ou seja, os pixels assumem valores 0 ou 1 e são separados de acordo com um limiar estabelecido para os níveis de cinza dos dados de entrada. Idealmente, numa imagem contendo uma região inundada e outra emersa, o histograma dos valores dos níveis de cinza apresentaria duas modas (bimodal). Uma moda com valores mais baixos, centrada na classe correspondente à região inundada, e outra moda com valores mais altos, correspondente à região emersa. OTSU (1979) investigou métodos não supervisionados e não paramétricos para alcançar a limiarização ótima entre as classes, fundamentando-se na análise do histograma da imagem e assumindo uma função de distribuição para os valores dos níveis de cinza, na qual se poderia buscar as modas ou picos das funções, os quais poderiam caracterizar classes distintas na imagem (Figura 2.5). Entretanto, as funções de distribuição dos

níveis de cinza das imagens com quantidades desproporcionais de água e regiões emersas não apresentam o aspecto bimodal muito bem definido, como se observa no caso das inundações, onde a presença da água ocorre apenas localmente em relação à imagem da região emersa.

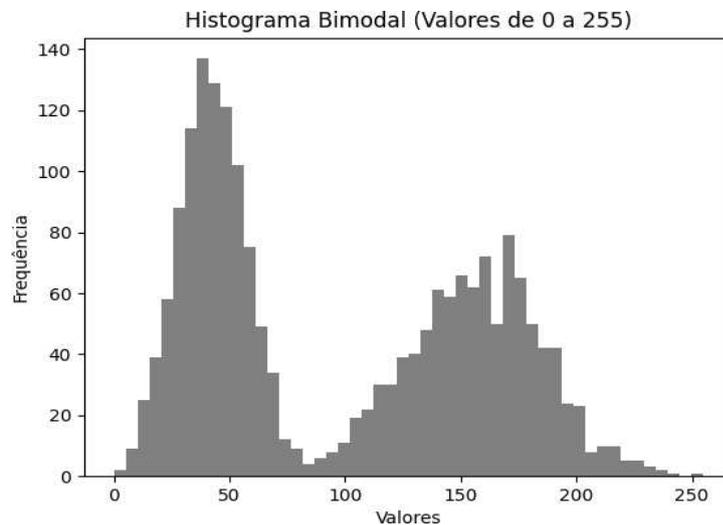


Figura 2. 5 - Exemplo de histograma bimodal

Fonte: Elaborado pelo autor

O comportamento especular da água livre de interferências de ondas e do vento, faz com que o sinal seja retroespalhado na direção oposta ao sensor (Islam, Meng, 2022), resultando em valores baixos de coeficiente de retroespalhamento (σ°) registrados e, por isso, baixos níveis de cinza na imagem, permitindo assim a abordagem por limiarização, em razão do contraste entre as áreas inundadas e emersas. A limiarização vem sendo utilizada com frequência na identificação de áreas inundadas. Nesse tipo de abordagem, os pixels são rotulados como água se estiverem abaixo de um valor pré-estabelecido (Brown et al., 2016; Pulvirenti et al., 2010).

Em áreas urbanas as estruturas antrópicas como os edifícios, as árvores de maior porte e os veículos estacionados nas ruas figuras (Figura 2.6) e (Figura 2.7), acrescentam maior complexidade na identificação das inundações do que em relação às áreas rurais (Lin *et al.*, 2019). Nessas regiões, em razão da visada lateral dos radares de abertura sintética e da altura das construções, são frequentes os efeitos de *layover*, *double bounce* e *shadow* ou sombra do radar, que levam a erros de interpretação dos pixels inundados. No efeito *double bounce* em áreas urbanas e em áreas vegetadas, pode ser observado o aumento do coeficiente de retroespalhamento (σ°) nas imagens obtidas no dia da inundação em relação à época de

normalidade, em razão da presença de água na superfície no solo. Nas áreas urbanas esse aumento na intensidade do sinal é função do ângulo entre a trajetória do satélite e a direção das paredes e muros das construções (Lin *et al.*, 2019).

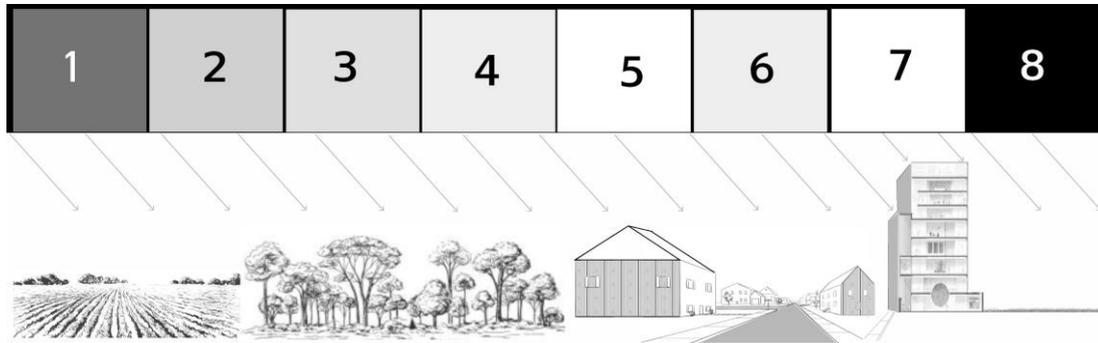


Figura 2. 6 - Efeito da cobertura do solo sobre retroespalhamento em condições seca

Legenda.: (1) vegetação baixa tende ao retroespalhamento especular; (2) em contato com árvores, parte do sinal é refletido pelas copas e voltam para o sensor aumentando o retroespalhamento; (3) florestas provocam retroespalhamento volumétrico relacionados com folhas e galhos (na banca C); (4) a presença do telhado virado para o sensor tende a aumentar o retroespalhamento; (5) o telhado virado para o sensor provoca um forte retorno; (6) a combinação de superfície lisa no meio de estruturas verticais (double bounce no prédio) também provoca retorno forte; (7) há o retorno do sinal do prédio no efeito layover; (8) o prédio produz uma zona de sombra radar.

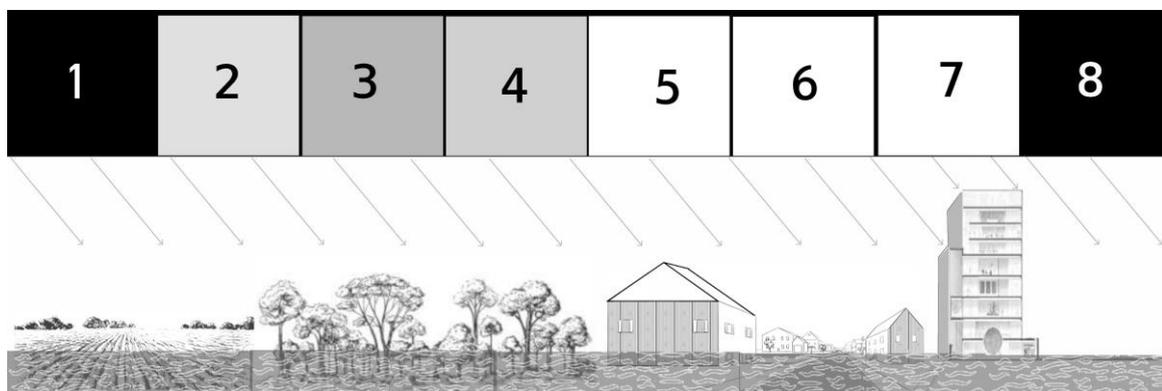


Figura 2. 7 - Efeito da cobertura do solo sobre retroespalhamento em condições de inundação

Legenda: (1) vegetação baixa inundada resulta em espalhamento especular; (2) em contato com árvores, parte do sinal é refletido pelas copas e voltam para o sensor aumentando o retroespalhamento; (3) florestas inundadas provocam um aumento do retroespalhamento volumétrico relacionados com folhas e galhos (na banca C); (4) a presença do telhado virado para o sensor tende a aumentar o retroespalhamento; (5) o telhado virado para o sensor provoca um forte retorno; (6) a combinação de superfície lisa inundada no meio de estruturas verticais (double bounce no prédio) também provoca um retorno mais forte que na situação seca; (7) há o retorno do sinal do prédio no efeito layover que se sobrepõe à inundação; (8) o prédio produz uma zona de

sombra radar onde a inundação não tem influência.

Com imagens do satélite Sentinel-1 adquiridas em 11 de outubro de 2016, no momento da inundação causada pelo furacão Matthew, em Lumberton; Carolina do Norte, EUA. (Lin *et al.*, 2019) utilizaram séries temporais do coeficiente de retroespalhamento (σ°) do sensor embarcado naquele satélite e uma imagem aérea feita no dia da inundação com 30 cm de resolução espacial para o mapeamento da inundação, que empregou como parte da metodologia a abordagem de limiarização probabilística, utilizando a função normal padrão e a probabilidade Bayesiana. A imagem ótica foi classificada manualmente em seis classes: inundação, água permanente, vegetação inundada, vegetação seca, classe incerta e classe seca. Posteriormente, o vetor contendo as classes foi convertido em um arquivo raster com 15m de resolução espacial com o algoritmo *nearest-neighbor*. O pré-processamento das imagens Sentinel-1, ao todo 77, foram feitas utilizando o Ambiente de Computação Científica InSAR do Laboratório de Propulsão a Jato da NASA (ISCE), a remoção do ruído *speckle* foi feita com um filtro Lee (Lee *et al.*, 1998, 1999), em seguida o coeficiente de retroespalhamento (σ°) foi computado para cada pixel.

Todas as imagens da série temporal, exceto a imagem da data da inundação, foram utilizadas para o cálculo da média e do desvio padrão. Os valores encontrados foram utilizados para produzir uma intensidade (σ°) normalizada de todos os pixels de todas as imagens, inclusive da imagem da data da inundação. Essa operação quantificou o desvio dos valores em relação às épocas de normalidade (Lin *et al.*, 2019).

Os pixels normalizados de toda a série histórica podem ter sua probabilidade condicional calculada. Buscando-se quer saber qual é a probabilidade de o pixel estar inundado, dado que possui determinado valor de intensidade (σ°). As probabilidades *a priori* de um *pixel* estar inundado e não estar inundado, probabilidades *a priori* não informativas (Giustarini *et al.*, 2016), foram consideradas como sendo ambas iguais a p (estar inundado) = q (não estar inundado) = 0.5, sendo que para o primeiro caso - “estar inundado”, há duas possibilidades, inundação com aumento de (σ°) e inundação com diminuição de (σ°).

Então, selecionou-se na imagem uma região mais propensa à verificação da existência da inundação com aumento e diminuição de intensidade simultaneamente, os autores utilizaram três funções para se ajustarem ao histograma dessa área de interesse. As funções foram assumidas como tendo distribuição Gaussiana, através de uma análise visual foi verificou-se uma curva com valores de média mais à esquerda, que caracteriza pixels inundados com

diminuição de intensidade, uma central, que representa os pixels onde não houve inundação e uma curva com média mais à direita, que representa os pixels inundados com aumento de intensidade (Figura 2.8).

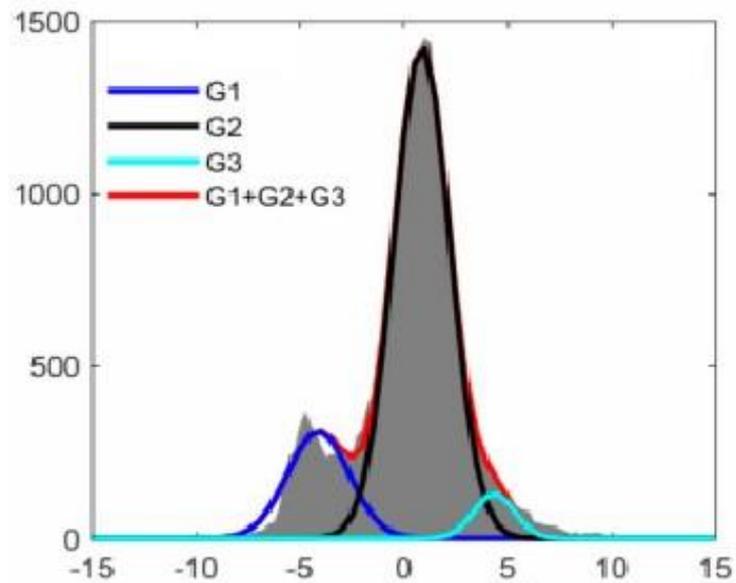


Figura 2. 8 - Funções de distribuição ajustadas aos valores normalizados de (σ°) no momento da inundação

Fonte: Adaptado de Lin et al. (2019)

O algoritmo de Levenberg–Marquardt (Marquardt, 1963) possibilitou a estimativa dos valores da média e da variância, correspondentes às curvas da esquerda e da direita, as quais se constituem os pixels inundados com diminuição e aumento de intensidade (σ°), respectivamente. Com os valores da média e da variância é possível construir curvas de verossimilhança para esses dois casos de interesse - inundação com aumento e diminuição de intensidade (Figura 2.9). Os valores obtidos foram, então, utilizados como entrada para calcular a probabilidade condicional subsequente, que corresponde a seguinte pergunta: "qual a probabilidade de o pixel estar inundado, dado que possui determinado valor de (σ°)". Definindo assim o mapa final de probabilidade de inundação.

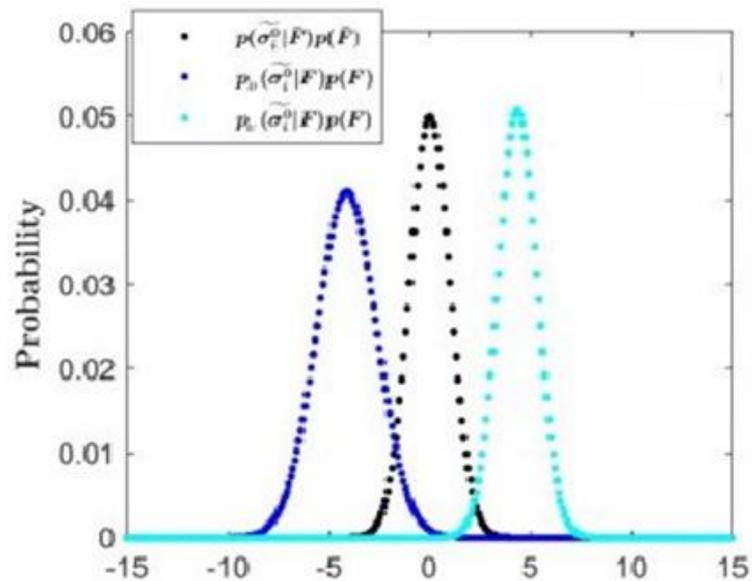


Figura 2. 9 - Função de verossimilhança para as inundações com diminuição de σ° em azul e aumento de σ° em ciano, os dados do eixo x estão normalizados

Fonte: adaptado de Lin et al. (2019)

Mais especificamente, os valores encontrados para a função de verossimilhança são o denominador da razão que corresponde à probabilidade condicional, para cada caso em separado, inundação com diminuição e aumento de intensidade (σ°). O mapa de inundação é gerado com a imagem obtida no dia do desastre, tendo como entrada os valores de intensidade (σ°) normalizados dessa imagem na função de probabilidade à *posteriori*, com o limite de probabilidade para ambas as classes, inundação com aumento de intensidade (σ°) e inundação com diminuição de intensidade (σ°) limitados à probabilidade de 0,5; o que resulta em diferentes valores de limiarização para cada classe de interesse da inundação (Figura 9). As métricas de avaliação para a metodologia foram de 80,8% para acurácia total. Para a área urbana 42,8% de acurácia total, 43,4% acurácia do produtor e 83,3% de acurácia do usuário.

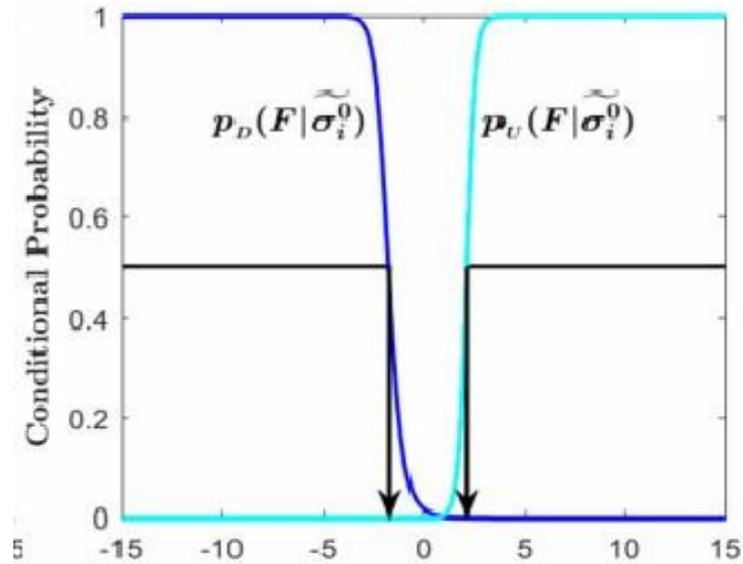


Figura 2. 10 - Função de probabilidade a posteriori para as inundações com diminuição de σ em azul e aumento de σ em ciano, os dados do eixo x estão normalizados

Fonte: Adaptado de Lin et al. (2019)

Bekele *et al.* (2022) compararam a abordagem de limiarização com detecção de mudanças para inundações na bacia hidrográfica do rio Akaki, na cidade de Adis Abeba, Etiópia, utilizando um valor global de limiar para toda a imagem, sem considerar o uso e ocupação do solo. As imagens utilizadas foram obtidas pelo satélite Sentinel-1 e acessadas pela plataforma *Google Earth Engine*. A limiarização foi feita inicialmente com dados extraídos de Ganji *et al.* (2019); Bhatt *et al.* (2016); O'hara *et al.* (2019), o limiar ótimo para a separação entre as classes inundada e emersa foi alcançado com dados balizados por coletas de estações de campo no dia da inundação. Esses autores obtiveram o melhor resultado na polarização VH com uma precisão de aproximadamente 88,0% para um valor de limiar de -21 dB. Entretanto, a acurácia alcançada com a detecção de mudanças foi de 95,0%. Outra abordagem com a limiarização, utilizando a soma e multiplicação entre as polarizações VH e VV dos dados do satélite Sentinel-1, na cidade de Houston, EUA, foi proposta por (Islam; Meng, 2022), que escolheram um limiar global, para cada polarização, em umas porções da imagem que fosse representativa da proporção dos pixels inundados e emersos. O limiar foi calculado na plataforma GEE utilizando o método do limiar de Otsu. Em seguida, para eliminar os falsos positivos, aplicaram um filtro para retirada de todos os pixels classificados como água e localizados em inclinação maior que 5%. Todos os conjuntos de pixels com tamanho menor que 8, também foram retirados, pois não representariam regiões inundadas. Esses autores

comparam os histogramas com distribuições de probabilidades dos níveis de cinza para as polarizações VH, VV, VH + VV e VH -VV, todos apresentaram aspecto bimodal. Dentre todos os métodos utilizados, o que obteve melhor acurácia foi o de limiarização para a polarização VV com 81,6% para um valor de limiar de -13.05 dB.

As abordagens baseadas em limiarização global para mapeamento de inundações com imagens (SAR), requerem menor esforço computacional, e apresentam resultados semelhantes às abordagens mais complexas Liang e Liu (2020), porém por se basearem em apenas um único valor para toda a imagem, não levam em consideração a heterogeneidade e a complexidade da superfície terrestre (Liang; Liu, 2020).

Para Bovolo e Bruzzone (2007), que propuseram uma metodologia para detecção de danos causados por *tsunamis* na Indonésia, os danos causados nos desastres são localizados em relação à imagem completa, resultando em uma baixa probabilidade *a priori* de se identificar essas áreas. Entretanto, os algoritmos de limiarização consideram a proporção dos pixels da classe água ou das classes que contenham modificação causadas pelos *tsunamis* como uma proporção significativa dos níveis de cinza do histograma da imagem. A metodologia proposta por eles subdivide a imagem em várias outras sub-imagens, onde se aplica o limiar de duas maneiras distintas, com o objetivo de melhorar os resultados em relação à limiarização da imagem completa. A primeira limiariza cada sub-imagem separadamente. A segunda aplica a limiarização à fusão das sub-imagens, que tem alta probabilidade de conter cenas onde houve mudanças decorrente dos desastres, ambas com a finalidade de se aumentar a probabilidade *a priori*, conferindo um aspecto mais bimodal à distribuição de frequências dos níveis de cinza das unidades analisadas. Por exemplo, em imagens grandes, a variação do ângulo de incidência do radar na superfície causa modificação do retroespalhamento dos sinais retornados ao sensor Bioresita *et al.* (2018), resultando em modificação dos níveis de cinza, e dificultando a limiarização correta, conseqüentemente a identificação de áreas inundadas.

Liang e Liu (2020); Bioresita *et al.* (2018), assumem a hipótese de que ao se subdividir uma imagem em partes menores, cujo conteúdo possua pixels com porções de água e “não-água”, a função de probabilidade dos valores de (σ°) assumem características bimodais, semelhantes à duas funções gama sobrepostas, com uma moda centrada na classe água e outra na classe “não-água”, e a interseção entre as caudas das funções fornece o melhor valor de limiar para a separação entre as classes (Figura 2.11).

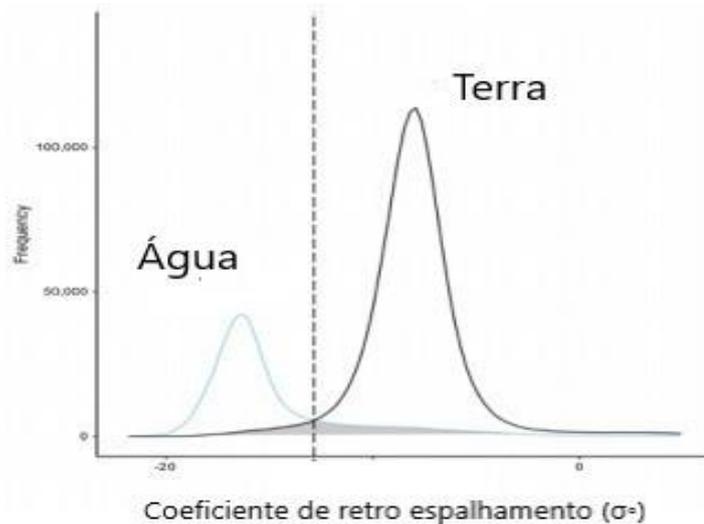


Figura 2. 11 - Histograma bimodal com duas classes globais, a linha tracejada indica o limite para separação entre elas. Eixo x - σ^2 , Eixo y - Frequência observada

Fonte: Adaptado de Liang; Liu (2020)

Com imagens do satélite Sentinel-1 de Ascension Parish - Lousina, alcançando precisões do usuário e do produtor de mais de 82% e 92%, respectivamente. Liang e Liu (2020) elaboraram uma metodologia que utilizou inicialmente a limiarização global para separar a classe de água da classe da superfície não inundada. As superfícies emersas foram segmentadas e classificadas de acordo com suas características de retroespalhamento e textura, formando um subconjunto separado, apenas com a cobertura do solo. Cada item desse subconjunto teve sua função de distribuição de probabilidade dos valores do retroespalhamento estimado em conjunto com a classe da água, definida inicialmente com a limiarização global. As curvas resultantes assemelham-se à uma distribuição bimodal, com uma moda centrada na classe água e outra no respectivo subconjunto de cobertura do solo. A intersecção entre essas duas curvas no gráfico, para cada conjunto água x cobertura do solo, indica o limiar ótimo e pode ser utilizado para minimizar os erros de classificação entre essas duas classes (Chung *et al.*, 2015) e também corresponde ao melhor valor para a limiarização e separação local entre as duas classes (Figura 2.11). Todos os pixels classificados como água em cada subconjunto foram unidos, delimitando assim a inundação completa da imagem.

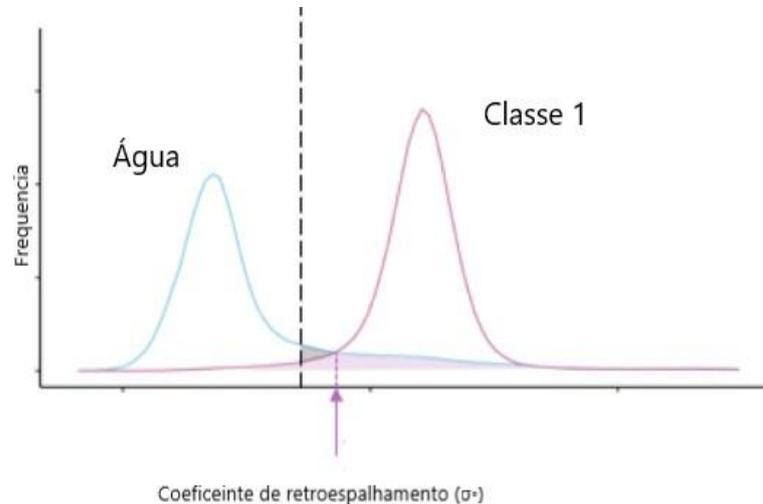


Figura 2. 12 - Histograma bimodal com duas classes, a classe água e uma classe do subconjunto (Classe 1) da superfície emersa. A linha tracejada indica o limite para a separação global entre as classes (Figura 10). A seta indica o limiar de separação ótimo entre a c

Fonte: Adaptado de Liang; Liu (2020)

2.8.2 Detecção de mudança em áreas urbanas

Os antigos sistemas de observação da Terra possuíam inúmeras limitações, as quais impediam a aplicação de técnicas efetivas de detecção de mudanças. Entretanto, os novos sistemas com suas melhores resoluções espaciais, espectrais e temporais, favoreceram o desenvolvimento de várias técnicas e algoritmos de detecção de mudanças, o que levou, inclusive, à uma tentativa de classificação e sistematização das diversas técnicas disponíveis para a aplicação dessa abordagem (Si Salah *et al.*, 2020). Mas, segundo estes autores as classificações propostas não diferenciam completamente as técnicas de acordo com sua aplicação, entrada e saída de dados. Então, propuseram uma categorização integrada com todas as atividades de pré-processamento, processamento e pós-processamento relacionadas à detecção de mudança.

A detecção de mudança fundamenta-se na identificação e extração das diferenças entre duas ou mais imagens, geralmente uma série de imagens, todas adquiridas em instantes diferentes. Após as correções feitas nas fases de pré-processamento para eliminação dos ruídos, são aplicados os algoritmos de detecção de mudanças no conjunto de imagens para a extração das diferenças (Asokan; Anitha, 2019). A área de interesse deve ser mantida constante desde o início da investigação da detecção de mudança, pois a variação na quantidade de pixels nas imagens resulta em erro no cálculo das estatísticas de mudanças (Jensen *et al.*, 1996). Outro

ponto crítico nessa abordagem é a difícil escolha do algoritmo a ser utilizado na detecção das mudanças, pois determinam a forma e a orientação das diferenças calculadas, e deve ser feita com base na aplicação, condições e características das imagens analisadas (Asokan; Anitha, 2019; Jensen et al., 1996).

A análise de componentes principais (ACP) foi empregada por (Graosque; Guasselli, 2020) para o mapeamento de inundações no Rio Paraná na Província de Santa-Fé, Argentina. Está técnica é definida como um instrumento utilizado para a análise exploratória de dados (Zanotta et al., 2019), a qual se consiste numa transformação linear de um determinado número de variáveis correlacionadas⁷, em outro conjunto de variáveis descorrelacionadas, sendo que o número de variáveis após a transformação linear é sempre menor ou igual ao número de variáveis originais. Esses novos conjuntos de dados descorrelacionados são chamados de componentes principais (Zanotta et al., 2019). Para cada variável existe um eixo correspondente no espaço, sendo todos ortogonais entre si. A transformação linear que descorrelaciona as variáveis, corresponde a uma rotação desses eixos no espaço de modo que a nova direção do primeiro eixo fique na direção de máxima variabilidade dos dados originais (Figura 2.13); a segunda direção, ortogonal à primeira, na segunda direção de maior variabilidade e assim sucessivamente.

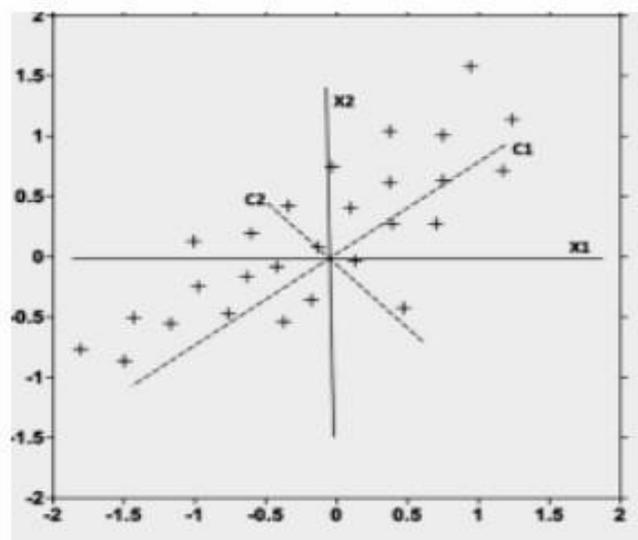


Figura 2. 13 - Ilustração da rotação do Método de Análise de Componentes Principais (ACP), eixo C1 e C2 rotacionados para direção de maior variância

Fonte: <https://igce.rc.unesp.br/Home/Departamentos47/geologiaaplicada/5.acp.pdf>

⁷ No caso as variáveis são representadas pelos valores dos níveis de cinza com pouco ou nenhuma variação da série temporal das imagens do SAR

A direção da máxima variância e as sucessivas direções em ordem decrescente de dimensão de variância são indicadas por autovetores, esses vetores são unitários e apenas indicam a direção que a componente principal deve assumir, a cada autovetor associa-se um autovalor correspondente, que denota o valor da variância na direção escolhida.

O processamento é realizado uma vez que, variáveis distintas podem fornecer a mesma informação, por exemplo, o mesmo pixel, pode não apresentar mudanças significativas nos níveis de cinza em diferentes datas na série temporal, o que torna sua informação redundante e de pouca utilidade para a detecção de mudanças. Dessa forma, as variáveis descorrelacionadas são as mais importantes para a análise e detecção de mudança das imagens, em razão de possuírem a maior variabilidade dos dados, refletindo em maiores contrastes na imagem, ao contrário de variáveis correlacionadas, que se apresentam com níveis de cinza muito parecidos na imagem, dificultando a identificação de diferenças necessárias à detecção de mudanças.

Doze imagens de uma série temporal do satélite Sentinel-1B na polarização VH foram pré-processadas, calibradas, filtradas, passaram pela correção de terreno, e foram georreferenciadas, utilizando como referência uma imagem, na qual o rio Paraná apresentava a menor cota (as cotas eram conhecidas para todas as imagens). O georreferenciamento foi feito com 2.000 pontos extraídos automaticamente pelo software SNAP. Os autores analisaram até a quarta componente principal, sendo que a PC1 concentrou 97% dos autovalores, compartilhando a maioria dos pixels de toda a série temporal. A PC2 foi a mais útil para a detecção de mudanças, destacando os corpos d'água permanentes e a variâncias dos níveis do rio Paraná responsáveis pelas inundações, segundo esses autores a intensidade dos pixels pode variar bastante nas áreas urbanas, desconsiderando essas áreas no mapa final. Entretanto, regiões urbanizadas situadas no limite entre o rio Paraná e a área emersa foram efetivamente detectadas como áreas inundadas pela abordagem ACP. A validação do método foi feita de duas maneiras, uma com um mapa de inundação feito em abril de 2003 pela Internacional Disasters Charter, os resultados alcançados foram de 54,37% para componente principal PC2. Outro dado de validação foi o trabalho de Graosque (2018), onde a precisão alcançada para mesma componente principal foi de 70,26%.

A detecção de mudança por meio de algoritmos de aprendizado de máquina não supervisionados são processamentos robustos, os quais não possuem necessidade de dados de treinamento e fornecem resultados rápidos com menor tempo de processamento computacional (Tanin *et al.*, 2022), os mesmos autores propuseram uma metodologia para detecção não supervisionada de inundações em áreas urbanas, que combina algoritmos de limiarização de

Otsuo, lógica fuzzy e métodos de isoclusterização, em imagens do satélite Sentinel-1. Depois compararam os resultados obtidos com os dos algoritmos de classificação supervisionada como: *Random Forest*, *Support Vector Machine* e *Maximum Likelihood Classifier*. Os dados de validação foram compostos por relatórios de fechamento de estradas pelo departamento de polícia de San Diego Califórnia, EUA; como consequência das inundações ocorridas em janeiro de 2017 e dezembro de 2018, data das aquisições das imagens o satélite Sentinel-1 no momento da inundação, utilizadas no referido trabalho. Os resultados encontrados foram de 0,53, 0,85, 0,75 de precisão para os classificadores *Random Forest*, *Support Vector Machine* e *Maximum Likelihood Classifier*, respectivamente e 0,81 de precisão para a abordagem de detecção de mudanças.

Giustarini *et al.* (2012) e Matgen *et al.* (2011) utilizaram a detecção de mudança como uma etapa adicional numa metodologia híbrida para detecção de inundações de forma rápida e automatizada. A metodologia supõe o ajuste da função de distribuição de probabilidade gama aos valores dos pixels de “água aberta”, inferidos da imagem SAR. Os valores dos níveis de cinza para água são mais baixos que o entorno emerso, uma limiarização é aplicada separando essas duas classes, criando um mapa preliminar de inundação. Entretanto, há sobreposição entre as áreas inundadas e os outros tipos de cobertura do solo, o que acrescenta complexidade ao processamento (Matgen *et al.*, 2011). Outro objetivo da etapa de limiarização é o de criar “sementes” para o processamento de crescimento de regiões (Haralick; Shapiro, 1985), que se consiste em incorporar pixels, até um valor limite de níveis de cinza, na mesma classe à qual pertencem os pixels “sementes”. A detecção de mudança é aplicada entre uma imagem de referência e uma imagem obtida na data de uma inundação significativa, removendo todos aqueles pixels classificados como “água”, mas que não sofrem mudança significativa nos valores dos níveis de cinza entre uma imagem e outra. Consequentemente, são mantidos apenas os pixels correspondentes aos locais inundados e os corpos d’água permanentes são removidos.

Os radares de abertura sintética possuem geometria de imageamento em visada lateral, em razão disso algumas distorções na imagem final são produzidas, como as sombras radar (*shadow*), que dificultam a detecção das inundações, uma vez que a presença de água abaixo delas não modifica o retorno do sinal ao sensor. Por outro lado, esse efeito também pode levar à sobre detecção, pois os pixels correspondentes a esses locais na imagem podem ser considerados como inundações em consequência da ausência do retorno do sinal (Giustarini *et al.*, 2012). Outra distorção causada pela visada lateral do radar de abertura sintética é conhecida como *layover*, que pode mascarar áreas inundadas, pois inundações nessas regiões também não

causam modificação do sinal retornado ao sensor, uma vez que o sensor sempre registrará o sinal de uma edificação sobreposta ao nível do solo. Mason *et al.* (2018) utilizaram dados LIDAR e um simulador de imagens SAR, criado pelo Centro Aero-espacial Alemão (DLR) para avaliar áreas onde não seria possível a obtenção de dados de inundação em razão da sombra e do *layover* nas imagens SAR. Outro fato que deve ser levado em consideração por se tratar de uma fonte de erro na classificação de inundação em áreas urbanas é o fenômeno do *double-bounce*, que resulta no aumento da intensidade do sinal retornado ao sensor, dificultando a identificação correta no solo das inundações, causando aumento dos níveis de cinza em algumas regiões da imagem inundada em relação à imagem de referência. Para Giustarini *et al.* (2012), isso só poderia ser corrigido com a utilização de dados auxiliares, como por exemplo, modelos digitais de elevação de alta resolução⁸, que na maioria dos casos não estão disponíveis para as cidades dos países em desenvolvimento. Uma alternativa, para se contornar o problema, seria explorar a detecção de mudanças a partir de imagens multi-temporais, pelo menos em regiões com menor densidade populacional (Malnes *et al.*, 2005).

Zhang *et al.* (2021) investigaram o papel da variação da coerência interferométrica e do coeficiente de retroespalhamento nas inundações urbanas, utilizando imagens do satélite Sentinel-1 da província de Golestan no Ira, adquiridas em três datas distintas, uma durante a inundação e duas em dias de normalidade. Para esses autores o coeficiente de retroespalhamento na escala linear é mais adequado à identificação de áreas urbanas inundadas, uma vez que a escala em decibel suprime as grandes diferenças de retroespalhamento e a linear as realçam. Eles observaram um aumento no coeficiente de retroespalhamento e uma diminuição da coerência interferométrica (Equação 2.13), propondo uma metodologia para identificação de inundação em áreas urbanas baseada em detecção de mudanças, criando um índice de inundação denominado de *Urban Flood Index* (Equação 2.14), que utilizou a polarização VV e imagens de alta resolução óptica dos satélites da constelação Jilin-1 para validação do processamento, alcançando uma acurácia de detecção de 91.09%. Segundo esses autores a detecção de inundações em áreas urbanas com imagens de radares de alta resolução (ex.: COSMO-SkyMed) pode ser dificultada em função da sombra radar (*shadow*) e do *layover*, resultante da visada lateral característica do imageamento dos radares de abertura sintética, problema que pode ser contornado com a utilização de satélites com média resolução.

⁸ Modelos Digitais de Elevação, que possibilitem a identificação dos locais onde ocorram esses fenômenos

$$\rho = \frac{|\sum |S_1 \cdot S_2^*||}{\sqrt{\sum |S_1 \cdot S_1^*| \cdot \sum |S_2 \cdot S_2^*|}} \quad (2.13)$$

Onde ρ é a coerência interferométrica, S_1 e S_2 são os sinais do radar adquiridos em duas passagens diferentes, (*) denota o complexo conjugado e (| |) a média das magnitudes do sinal em cada pixel.

$$\text{UFI} = \frac{\sigma_{t_3}/\sigma_{t_2}}{\rho_{t_2}\rho_{t_3}/\rho_{t_1}\rho_{t_2}} \quad (2.14)$$

Onde σ_{t_3} , σ_{t_2} são os coeficientes de retroespalhamento obtidos no momento da inundação e no momento anterior, respectivamente.

E ρ_{t_1} , ρ_{t_2} , ρ_{t_3} são as coerências interferométricas obtidas no momento da inundação e em dois momentos anteriores, respectivamente.

2.8.3. Outras Metodologias

Nas áreas urbanas os edifícios podem impossibilitar a chegada do sinal ao solo, comprometendo a identificação das inundações, e assim, limitando a precisão das imagens dos radares de abertura sintética Mason *et al.* (2018). Uma vez que, porções da cena, nas quais os pixels corresponderiam às áreas inundadas, apresentando baixo valor de retroespalhamento, e por tantos níveis de cinza mais escuros na imagem. Ao contrário do esperado, apresentam valores altos - com níveis de cinza mais claros, como consequência do *layover*, que faz com que a reflexão das construções mais altas se sobreponham às áreas inundadas na imagem. Ou ainda, porções da cena que corresponderiam a pixels não inundados na imagem, que deveriam apresentar valores altos; ao contrário mostram valores baixos, causados pelas sombras do radar, que resulta na ausência do sinal retornado ao sensor. Estudos de Mason *et al.* (2009) propuseram uma avaliação quantitativa das áreas urbanas visíveis, livres de sombras e *layover* em momentos de inundação para o satélite TerraSAR-X.

O efeito de *double bounce* foi investigado por Mason *et al.* (2014) e Mason *et al.* (2023),

segundo os autores, há um incremento do retroespalhamento da imagem (SAR) em áreas urbanas no momento da inundação, em razão do efeito *double bounce*, que ocorre entre a água e as paredes ou muros das construções, em comparação com o solo e as paredes ou muros em uma imagem pré-inundação, portanto, sem a presença de água. Esse efeito é mais notável nas ruas e vias paralelas à trajetória de passagem do satélite, diminuindo como o desvio dessa direção Mason *et al.* (2014).

Utilizando um modelo digital de superfície (MDS) de alta resolução, gerado com um sensor LiDAR, fotografias aéreas do instante da inundação e imagens do satélite TerraSAR- X, Mason *et al.* (2014) propuseram uma metodologia, na qual compararam a intensidade do sinal retornado em pontos chave, onde ocorrem o efeito *double bounce* (Figura 2.14) com a previsão do valor feita por um modelo de espalhamento eletromagnético no mesmo local.



Figura 2. 14 - Regiões propensa a ocorrência do efeito *double bounce*, (em vermelho)

Adaptado de Mason *et al.*, 2018

O modelo utilizado para o cálculo teórico do valor de retroespalhamento foi proposto por Franceschetti *et al.* (2002) selecionando inicialmente amostras de treinamento em áreas inundadas, guiados pelas imagens aéreas no dia da inundação, locais aptos a apresentarem o efeito *double bounce*. Obtiveram a diferença dos valores observados e modelados de $(\sigma)^9$, inicialmente com parâmetros considerados para se obter um resultado pré-inundação, ou seja

⁹ modelo proposto por Franceschetti *et al.* (2002)

sem a presença de água (Equação 2.15). Em seguida, obtiveram valores teóricos modelados, novamente para se obter um resultado como se o local estivesse inundado (Equação 2.16), a diferença gera um vetor de duas dimensões, uma dimensão com a diferença entre o valor observado e o valor teórico modelado como se houvesse inundação e outra dimensão com o valor observado e o valor teórico modelado como se não houvesse inundação (Equação 2.17). Uma nova amostra de treinamento agora é escolhida da região emersa, os valores teóricos são novamente modelados, como se estivessem em uma região inundada (Equação 2.16) e em uma região emersa (Equação 2.15), gerando um segundo vetor com duas dimensões (Equação 2.18). Esses dois vetores são plotados (Equação 2.15) em um eixo cartesiano indicando a faixa, a qual permite utilizar os valores de espalhamento duplo para a identificação das inundações, a metodologia obteve 91% de acurácia.

$$dRCS_{IS} = \sigma_0 \text{ observado} - \sigma_0 \text{ modelado para solo} \quad (2.15)$$

$$dRCS_{II} = \sigma_0 \text{ observado} - \sigma_0 \text{ modelado para inundação} \quad (2.16)$$

Onde os índices IS e II se referem à diferença modelada com parâmetros para o solo seco e inundado, respectivamente.

$$dRCS1 = dRCS_{IS}, dRCS_{II} \quad (2.17)$$

$$dRCS2 = dRCS_{IS}, dRCS_{II} \quad (2.18)$$

Onde dRCS1 é o vetor que contém os resultados da modelagem como amostra de inundação. E, dRCS2 contém os mesmos cálculos, mas feitos com amostras de treinamento de solo seco.

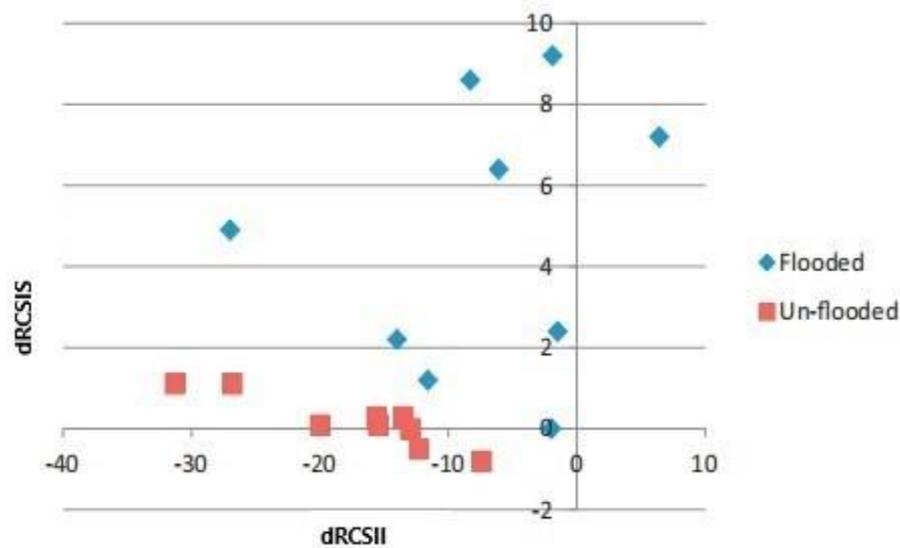


Figura 2. 15 - Plot dos vetores $dRCSI$ e $dRCSII$, caso das amostras de treinamento inundadas e não inundadas, respectivamente

Fonte: Adaptado de Mason et al. (2018)

2.8.4 Detecção de inundações em áreas vegetadas

A profundidade de penetração do sinal emitido pelos sensores (SAR) nos dosséis das árvores é fortemente dependente da banda utilizada pelo sensor. Assim, a qualidade da detecção e identificação das inundações sobre vegetação arbórea está diretamente relacionada ao comprimento de onda utilizado pelo sensor (Ottinger; Kuenzer, 2020). Comprimentos de ondas curtos como os da banda X (~ 3 cm), interagem com o dossel das árvores, com penetração nula abaixo dessa altura. Comprimento intermediários como a banda C (~ 6 cm) possuem maior penetração e são retroespalhados pelos galhos abaixo das copas e acima dos troncos, interagindo pouco com o solo abaixo dessa altura. Já o comprimento de onda mais longos como os da banda L (~ 23 cm) não interagem com as estruturas das árvores, atingindo efetivamente o solo e sofrendo reflexão especular em caso de inundação (Figura 2.16).

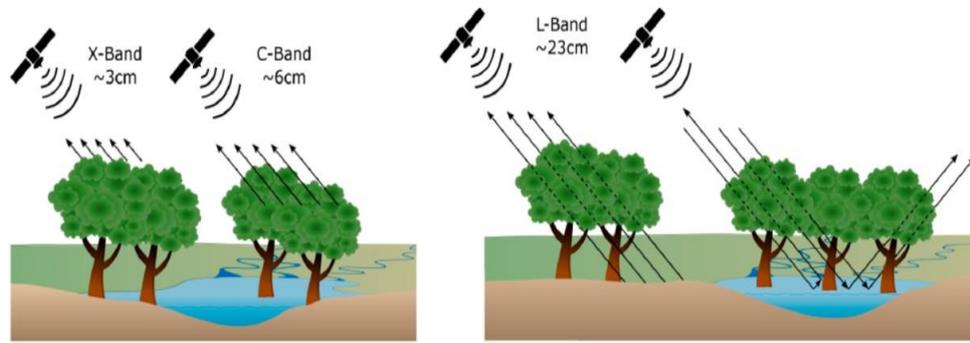


Figura 2. 16 - Penetração de diferentes bandas nos dosséis das árvores

Adaptado de Ottinger; Kuenzer (2020)

Os sensores que operam na banda L são, portanto, mais adequados à identificação das inundações em áreas com florestas densas, sofrendo o efeito *double-bounce* ou a reflexão especular. A altura da lâmina da água no momento da inundação, onde há presença de vegetação herbácea, também é um fator que deve ser considerado na interpretação dos sinais retornados ao sensor, levando em conta que a interação dos sinais com superfície inundada na presença da vegetação desse tipo pode envolver o fenômeno de *double-bounce*, espalhamento volumétrico e reflexão especular, dependendo da altura da lâmina água no momento da inundação nesse local (Figura 2.17).

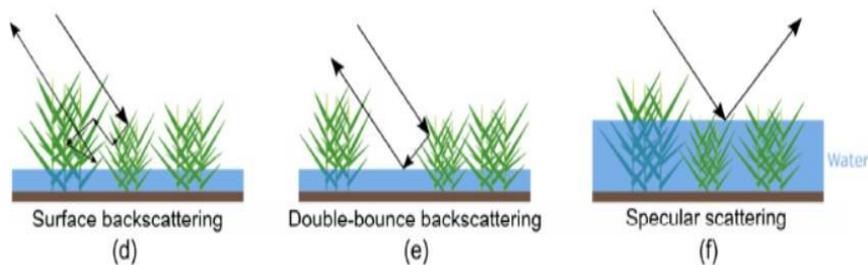


Figura 2. 17 - Mecanismo de retroespalhamento de acordo com a altura da lâmina d'água no momento da inundação

Adaptado de Ottinger; Kuenzer (2020)

Uma abordagem baseada em detecção de mudanças foi proposta por Cian *et al.* (2018), que utilizaram dois índices: *Normalized Difference Flood Index (NDFI)* (Equação 2.19) e *Normalized Difference Flood in short Vegetation Index (NDFVI)* (Equação 2.20).

$$NDFI = \frac{\text{mean}(\sigma_{\text{reference}}) - \min(\sigma_{\text{reference flood}})}{\text{mean}(\sigma_{\text{reference}}) + \min(\sigma_{\text{reference flood}})} \quad (2.19)$$

$$NDFVI = \frac{\max(\sigma_{\text{reference}}) - \text{mean}(\sigma_{\text{reference flood}})}{\max(\sigma_{\text{reference}}) + \text{mean}(\sigma_{\text{reference flood}})} \quad (2.20)$$

Esses índices são calculados por meio de imagens que compõem séries temporais de imagens Sentinel-1. São utilizadas duas séries temporais para cada índice, uma contendo apenas imagens de referências¹⁰ e outra contendo também a imagem da data da inundação. O índice (*NDFI*) identifica os locais onde há diminuição do retroespalhamento no momento da inundação em relação à série de referência. Para cada posição de cada pixel nessas imagens são encontrados os valores médios, e os valores mínimos para a pilha de imagens contendo as imagens de referências e a imagem na data da inundação. Em seguida subtrai-se os valores médios dos valores mínimos, destacando as áreas temporariamente cobertas pela inundação. O índice (*NDFVI*) por sua vez é utilizado para identificar áreas onde a inundação provoca um aumento do retroespalhamento. Na vegetação parcialmente submersa, o sinal emitido pelo radar pode sofrer mais de uma reflexão entre a superfície inundada e as estruturas verticais dos caules, resultando no aumento do sinal detectado pelo sensor. Nesse caso para cada posição de cada pixel na série das imagens de referência é encontrado o valor máximo, e o valor médio para a pilha de referência e a imagem na data da inundação, em seguida subtrai-se o valor máximo de cada posição dos valores médios. A normalização para ambos os índices serve para se obter valores entre 0 e 1, tornando a limiarização entre as classes inundada e não inundada mais simples. Os pixels que não sofrem mudanças na série temporal de imagem teriam o valor próximo de zero. A metodologia foi aplicada em Veneto, Itália e Malawi, na África, com concordância geral de 96,5 % e 96,7%, respectivamente.

¹⁰ Imagem de referência em sensoriamento remoto é uma imagem usada como base para a detecção de mudança, no caso não contém a imagem da data da inundação

Capítulo 3 - Áreas de Estudo

Foram selecionados dois locais específicos para a avaliação da aplicação das imagens dos radares de abertura sintética Sentinel-1 na identificação das inundações. A primeira consideração foi a disponibilidade das imagens para a aplicação direta da metodologia proposta, garantindo que houvesse dados suficientes e relevantes para realizar as análises necessárias. Em segundo lugar, também foi fundamental assegurar a disponibilidade das imagens para a validação do método. Essa validação é fundamental para confirmar a precisão e a eficácia da metodologia aplicada.

Assim, a seleção dos locais não se baseou em características geográficas, ambientais ou de risco de inundação, mas sim na garantia de acesso a um conjunto de dados completos e adequados para todas as fases do estudo, desde a implementação das metodologias empregadas até a validação.

O primeiro local de estudo selecionado foi o município de Rio Branco capital do Estado do Acre (Figura 3.1) abrangendo tanto as áreas urbanas quanto rurais. Rio Branco se situa na região norte do Brasil com coordenadas geográficas 9°58'26.49"S e 67°48'35.35"O. A área de estudo contemplada totaliza uma área de 28.11 Km².

O município de Rio Branco é drenado pelo rio Acre, o qual está inserido na Bacia de drenagem do rio Acre, localizada na Amazônia Sul Ocidental, com área de 35.792 km² (Tamwing *et al.*, 2021) e integrante da grande Bacia Amazônica.

Segundo a classificação climática de Köppen o clima regional é tropical equatorial chuvoso, com uma precipitação média anual entre 1.500 a 2.000 mm (CPRM, 2022). Ainda segundo CPRM (2022) o nível do rio Acre se eleva rapidamente, após chuvas intensas provocando inundações dos municípios situados em sua margem.

O município de Rio Branco tem influência andina e a constituição do solo possui origem sedimentar, sendo constituída por latossolos e neossolos flúvicos, cuja cobertura vegetal se consiste em floresta tropical densa e floresta tropical aberta (ACRE, 2006).

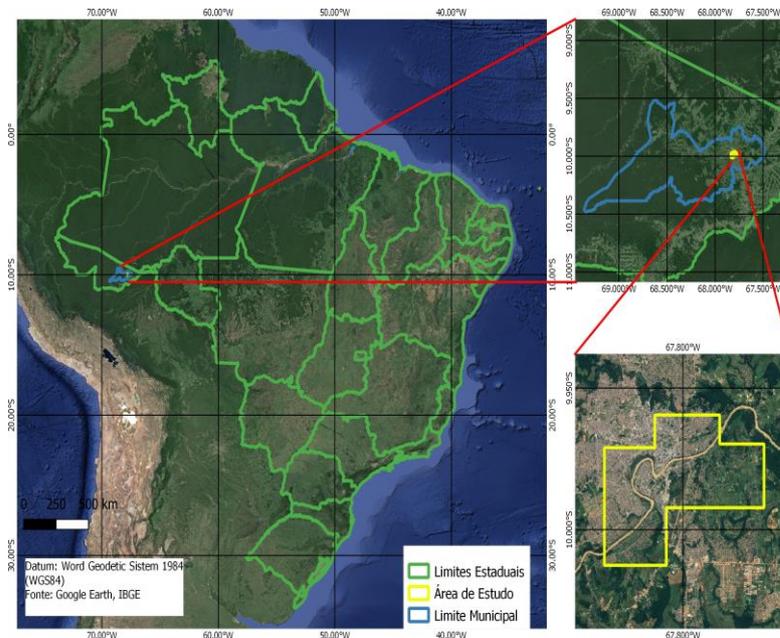


Figura 3. 1 - Mapa de localização do município de Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

A segunda área de estudo selecionada foi a localidade de Beledweyne (Figura 3.2), incluindo suas áreas urbanas e rurais. Situada no extremo leste da África, Beledweyne está localizada na parte central do Estado de Hirshabelle que é a capital da região de Hiran, na Somália. A cidade é drenada pelo rio Shabelle. Suas coordenadas geográficas são $4^{\circ}44'9.59''N$ e $45^{\circ}12'14.12''L$, com uma área de estudo que totaliza 17.12 km^2 .

A bacia do rio Shebelle é uma das maiores bacias hidrográficas da Etiópia com área de captação de aproximadamente 297.000 km^2 (Osman; Das, 2023), as estações chuvosas nessa bacia são influenciadas pela zona de convergência intertropical, e pelos ventos de monções, possuindo quatro estações climáticas bem definidas, duas chuvosas: entre março e maio e entre setembro e novembro e duas estações secas: entre dezembro e fevereiro, sendo que a mais rigorosa ocorre entre junho e agosto (Osman; Das, 2023). Beledweyne possui clima semiárido com média anual de precipitação de 330mm e temperaturas médias acima dos 20°C . De acordo com (Maestre et al, 2020) o solo de Beledweyne é constituído por sedimentos aluvionares argiloso e sedimentos aluvionares argiloso com matéria orgânica, cobertos por florestas, campos de cultivo de sequeiro e vegetação arbustiva.

Beledweyne é considerado o maior centro urbano entre todos estado de Hirshabelle da

região de Hiran, é composto por quatro vilarejos urbanos: Bundoweyn, Howlwadag, Hawo Tako e Kooshin (Maestre et al, 2020). Diversos episódios de inundação com vários danos às comunidades e à estrutura da cidade são conhecidos e relatados.

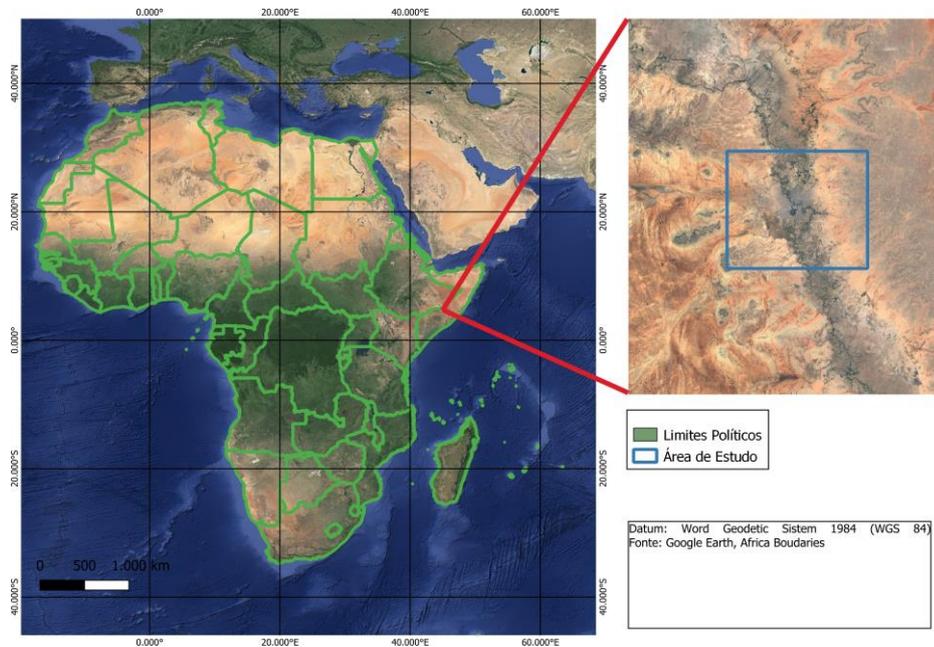


Figura 3. 2 - Mapa de localização de Beledweyne – Somália

Fonte: O autor.

Capítulo 4 – Materiais e Métodos

O presente Capítulo destina-se à descrição das várias etapas metodológicas para a realização do trabalho. O fluxograma da metodologia de (Zhang *et al.*, 2021) e (Cian *et al.*, 2018) modificadas são ilustradas nas (Figuras 4.1 e 4.2), respectivamente. Sintetizando os processos e os produtos necessários para a identificação das inundações nas áreas urbanas, periurbanas e rurais, utilizando as imagens do satélite Sentinel-1. Os processos são indicados nos retângulos de arestas angulares e os produtos em retângulos com arestas arredondadas, e são descritos e detalhados a seguir.

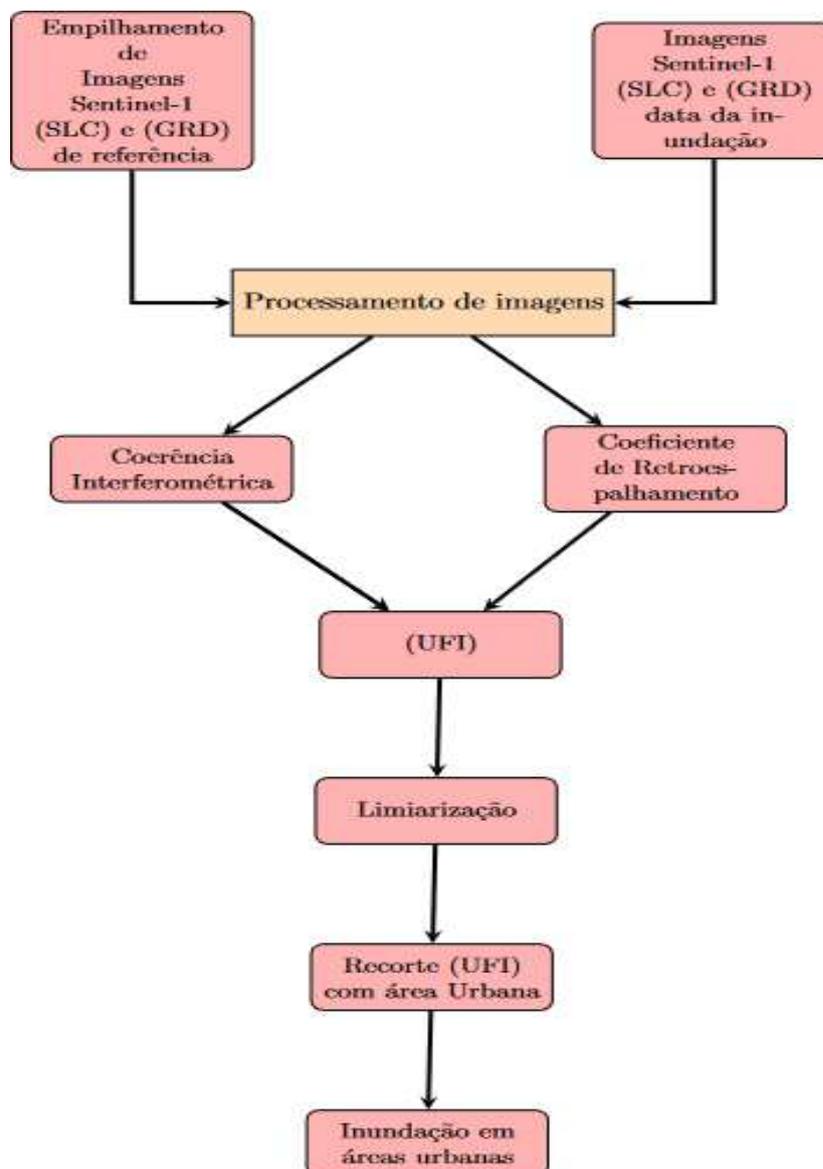


Figura 4. 1 - Fluxograma da metodologia (UFI) modificada

Fonte: Adaptado de ZHANG *et al.* (2021)

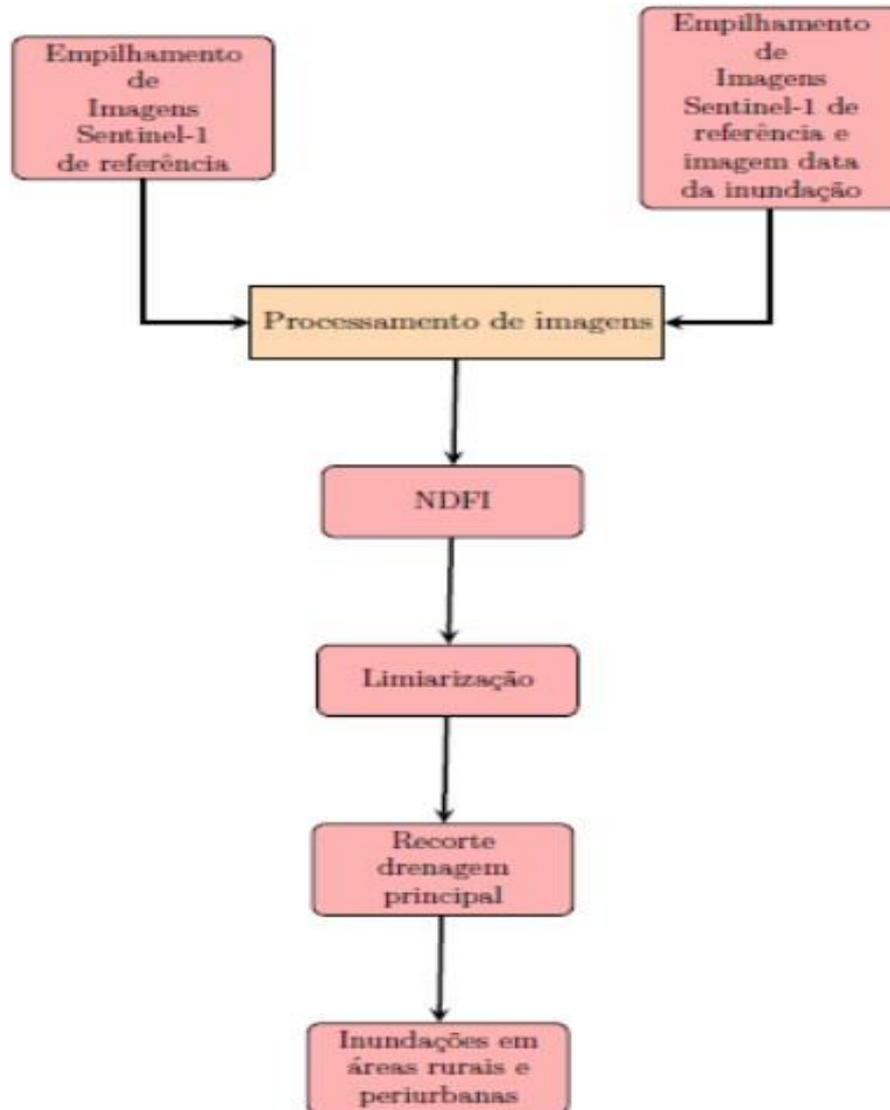


Figura 4. 2 - Fluxograma da metodologia (Cian et al., 2018) modificada

Fonte: Adaptado de Cian et al. (2018)

O mapeamento da inundação final é feito com a união dos dois índices produzidos pelos dois métodos, uma vez que o índice (UFI) (Equação 2.14) leva em consideração a mudança da coerência interferométrica, decorrente da presença da inundação nas áreas urbanas. Já o índice (NDFI) (Equação 2.19), aborda as inundações nos locais completamente cobertos pelas águas, caso correspondente às inundações em locais não urbanizados.

4.1 Imagens Sentinel-1

A missão Copernicus foi desenvolvida pela Agência Espacial Europeia (ESA). A missão Sentinel-1 foi iniciada em abril de 2014. Essa missão foi planejada como continuação das

missões ERS, ENVISAT e SPOT (EMBRAPA, 2024). Por problemas técnicos o satélite Sentinel-1B foi descomissionado em 2022. Eles foram projetados com um sensor embarcado que opera na banda C (5,405 GHz), e quatro tipos de polarizações: polarização dupla (HH/HV), (VV/VH) e polarização única (HH e VV). As imagens desses sensores são adquiridas em quatro modos distintos: Interferometric Wide Swath (IW), Extra Wide Swath (EW), Wave (WV) e Strip-map (SM) (Figura 21).

Na metodologia empregada nessa dissertação, os dados utilizados foram adquiridos no modo IW. Nesse tipo de aquisição, o imageamento é obtido em três sub faixas pela técnica *Scanning SAR*, que cobre uma faixa com 250 km e possui uma resolução espacial de 20 x 5 m. Esse é o principal modo de aquisição de imagens, pois pode ser utilizado para diversas aplicações (Saraiva, 2015).

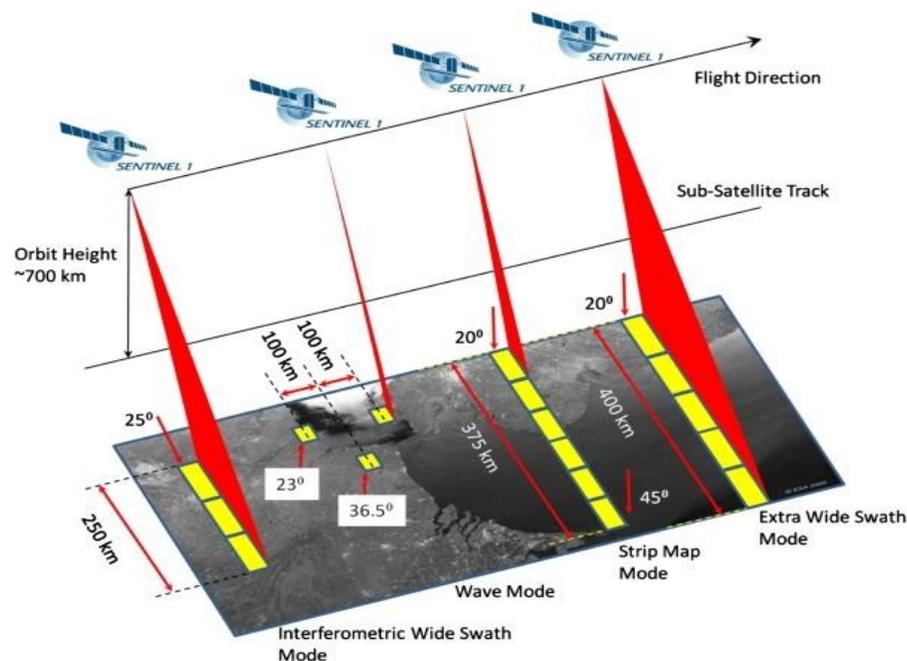


Figura 4. 3 - Modos de aquisição Sentinel-1

Fonte: Adaptado de: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-SAR/acquisition-modes>

Além do modo de aquisição, os produtos disponibilizados podem ser classificados conforme o nível de pré-processamento e sua aplicação. Com relação ao tipo de aplicação, são divididos em: SLC (*Single Look Complex*), que são imagens obtidas na geometria da linha de visada, apresentam resolução distintas nas direções de azimute e visada, possuem informações tanto da fase quanto da amplitude do sinal retornado, sendo que cada pixel é representado por

um número complexo, com a parte real para amplitude e a parte imaginária para a fase do sinal. São dados que não passaram pelo processamento "MultiLooking". Por isso possuem muito ruído *speckle* e não foram projetados para nenhuma superfície de referência (Woodhouse et al., 2006).

Os arquivos no formato GRD (*Ground Range Detected*) são dados que passaram pelo processamento "MultiLooking", que tem por finalidade a diminuição do ruído "speckle", são projetados para o DATUM WGS84, mas não totalmente geocodificados, necessitando de algum pré-processamento, antes de serem utilizadas em algum software de SIG (Sistema de Informação Geográfica) (Flores-Anderson et al. 2019). Nesse formato não há mais a informação da fase do sinal retornado. Os produtos OCN (*Ocean*) são utilizados para estudos oceanográficos, armazenando informações sobre ventos superficiais (Snoeijs et al., 2009), os quais causam mudanças nos valores de retroespalhamento registrados pelo sensor, quando imageiam a superfície marinha.

Quanto ao nível de processamento existe três produtos, L0 que é uma imagem bruta, sem nenhum pré-processamento; L1, uma imagem georreferenciada com parâmetros de órbita e altitude do satélite, e que podem depois de algum processamento derivar produtos do tipo (*Single Look Complex*) ou GRD (*Ground Range Detected*) (Copernicus, 2024b); L2, que é o processamento das imagens encontradas no modo de aquisição (*Ocean*) (Snoeijs et al., 2009). Os arquivos das imagens produzidas pelos sensores embarcados na missão Sentinel-1 recebem nomenclatura de acordo com a Agência Espacial Europeia (ESA) como mostra a (Figura 4.4):

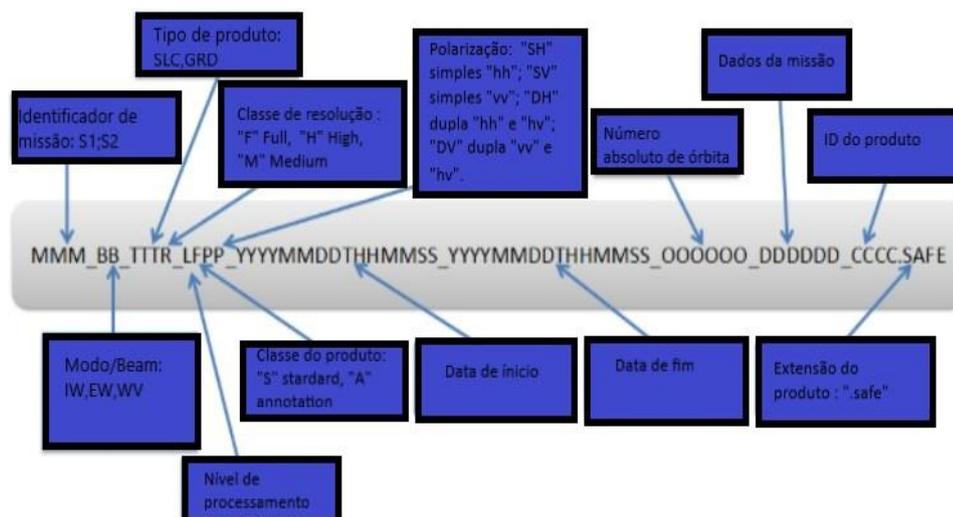


Figura 4. 4 - Nomenclatura das imagens Sentinel-1

Fonte: Adaptado de Copernicus (2024a)

Para o cálculo da coerência interferométrica (Equação 2.13), utilizada no índice (UFI) (Equação 2.14) (Zhang *et al.*, 2021), é imprescindível a utilização das imagens em formato SLC (*Single Look Complex*), considerando que, para essa finalidade, os arquivos devem conter as informações da fase do sinal retornado ao sensor (Equação m). Apenas a polarização (VV) foi utilizada, pois em áreas urbanas o retorno obtido do sinal ao radar nessa polarização é maior do que na polarização (VH). Também é importante adquirir as imagens com os mesmos parâmetros de órbita, para compará-las sem os efeitos de diferentes sombra e sobreposição, que órbitas distintas causam (Zhang *et al.*, 2021). As imagens de referência, foram adquiridas com a maior proximidade em relação a data da imagem contendo a inundação, com a finalidade de se garantir que a variação da coerência interferométrica pudesse ser atribuída inteiramente à presença da inundação na área urbana, eliminando variações e modificações decorrentes de outras formas de mudanças na superfície mapeada pelo radar.

As imagens Sentinel-1 em formato SLC (*Single Look Complex*) foram baixadas da plataforma Alaska Satellite Facility¹¹. As imagens utilizadas, dos municípios de Rio Branco (AC) e Beledweyne (Somália), bem como a data de aquisição, são mostradas nas (Tableas 4.1 e 4.2), respectivamente.

Para o cálculo do numerador da equação (Equação n) os dados também foram baixados na plataforma Alaska Satellite Facility¹² com as mesmas datadas mostradas nos Quadros 2 e 3, porém em formato GRD (*Ground Range Detected*).

Imagem	Data
S1AIWSLC1SDV20230401 T10062320230401T10065104790105C1821C8D	01/04/2023
S1AIWSLC1SDV20230320 T10062320230320T10065104772605BBA91907	20/03/2023
S1AIWSLC1SDV20230308 T10062320230308T10065104755105B5BF80B4	08/03/2023

Tabela 4. 1 - Imagens Sentinel-1 (SLC) utilizadas para o cálculo da coerência interferométrica no município de Rio Brando (AC)

Fonte: <https://asf.alaska.edu/>

Somália

¹¹ Disponível em: <https://asf.alaska.edu/>

¹² Ibid

Imagem	Data
S1AIWSLC1SDV20230518 T02460620230518T02463304858205D7E0DFC3	18/05/2023
S1AIWSLC1SDV20230506 T02460520230506T02463204840705D2940AEF	06/05/2023
S1AIWSLC1SDV20230424 T02460420230424T02463104823205CCB545DF	24/04/2023

Tabela 4. 2 - Imagens Sentinel-1 (SLC) utilizadas para o cálculo da coerência interferométrica em Beledweyne

Fonte: <https://asf.alaska.edu/>

Para Rio Branco - AC, as imagens com as datas 01/04/2023, 20/03/2023 e 08/03/2023 correspondem aos tempos t_3 , t_2 e t_1 , da (Equação 2.14), respectivamente. Do mesmo modo, para Beledweyne - Somália as datas 18/05/2023, 06/05/2023 e 24/04/2023 são t_3 , t_2 e t_1 , da (Equação 2.14), e são usados para os cálculos da coerência interferométrica.

Para o cálculo do índice (NDFI) (Equação 2.19), que se relacionada às inundações que recobrem totalmente determinada área, causando reflexão especular do sinal emitido pelo radar (Cian *et al.*, 2018), e utiliza o valor do retroespalhamento (σ°), o formato necessário dos arquivos das imagens Sentinel-1 é o (GRD) (*Ground Range Detected*). Para otimizar o tempo de download das imagens e compor o empilhamento das imagens conforme descrito em (Cian *et al.*, 2018), um *script* foi desenvolvido, utilizando a plataforma API Google Earth Engine em linguagem Python. A escolha desta abordagem foi motivada pela eficiência e flexibilidade oferecidas pela plataforma. Como todas as imagens da série Sentinel-1 em formato (GRD) estão disponíveis, até dois dias depois do imageamento (Google Earth Engine, 2024), é preciso a aplicação de filtros para o download das imagens de interesse. A filtragem das imagens foi realizada utilizando a coleção de imagens (SAR) Sentinel-1 GRD da plataforma Copernicus. Os seguintes filtros foram aplicados: Segundo a área de interesse, que abrangeu a área urbana dos municípios de Rio Branco - Acre, e de Beledweyne-Somália, Além de uma área não urbanizada (rural e periurbana), que foi limitada pela disponibilidade das imagens de validação. Também foi realizado um filtro temporal, que selecionasse apenas imagens de referência e outro para a seleção da imagem na data de inundação. As (Tabela 4.3) e (Tabela 4.4) mostram as datas utilizadas para a pilha de imagens de referência e a imagem da data da inundação para Beledweyne-Somália e Rio Branco-Acre, respectivamente.

Imagem (GRD)	Data
Referência	06/01/2023 a 01/05/2023
Inundada	18/05/2023

Tabela 4. 3 - Data das imagens Sentinel-1 (GRD) utilizadas para o índice (NDFI) Beledweyne

Fonte: <https://asf.alaska.edu/>

Imagem (GRD)	Data
Referência	01/10/2022 a 20/03/2023
Inundada	01/04/2023

Tabela 4. 4 - Data das imagens Sentinel-1 (GRD) utilizadas para o índice (NDFI) Rio Branco

Fonte: <https://asf.alaska.edu/>

4.2 Processamento das imagens

4.2.1 Urban Flood Index (UFI)

4.2.1.1 Coerência interferométrica

A coerência interferométrica (Equação 2.13) é a medida da correlação da fase do sinal retornado ao sensor entre dois pixels corregistrados de duas imagens adquiridas em instantes diferentes (Zebker *et al.*, 1992). Na imagem resultante, os pixels com níveis claros correspondem às regiões com alta correlação interferométrica, enquanto as regiões com níveis escuros correspondem a regiões com baixa correlação interferométrica, o que pode ser atribuídos às mudanças na cena, como a presença das inundações nas áreas urbanas. Após a aquisição das imagens no formato SLC (*Single Look Complex*), a coerência interferométrica (Equação 2.13) na polarização VV foi calculada com auxílio do software de distribuição gratuita Sentinel Application Platform (SNAP), versão 8.0, da Agência Espacial Europeia (ESA). Utilizou-se a ferramenta de automatização Graph Processing Tool (GPT) para otimização das etapas de processamento das imagens. O operador TOPSAR-*split* foi utilizado para selecionar apenas as sub faixas de interesse, diminuindo o tempo de processamento das

etapas subsequentes. Posteriormente, foi empregado o operador *Apply-Orbit File*, que ajusta automaticamente informações sobre a órbita do satélite. A operação *Deburst* reamostra a imagem para uma grade com espaçamento constante nas direções de alcance e azimute, eliminando as faixas entre os *burst*. A etapa *Back geocoding* foi realizada para o corregristo entre duas imagens (t_2 , t_3 e t_1 , t_2) com precisão de subpixel. Em seguida a operação *Network Enhanced Spectral Diversity* foi aplicada com o objetivo de minimizar as descontinuidades de fase, por meio da estimativa do deslocamento azimutal entre imagens corregristadas (Wang *et al.*, 2017). A Redução do ruído *speckle* foi processada com o filtro Lee refinado. A imagem coerência foi calculada com a ferramenta *coherence estimation*. A etapa de correção do terreno foi feita com a ferramenta *Range Doppler Terrain Correction* com o modelo digital de elevação *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), corrigindo os as distorções causadas em razão das variações topográficas e da inclinação do sensor. As (Figura 4.5) e (Figura 4.6) mostram as relações ρ_{t_1} / ρ_{t_2} e ρ_{t_2} / ρ_{t_3} para as coerências interferométricas de Rio Branco - AC. Já as (Figura 4.7) e (Figura 4.8) mostram as relações ρ_{t_1} / ρ_{t_2} e ρ_{t_2} / ρ_{t_3} para as coerências interferométricas de Beledweyne - Somália.

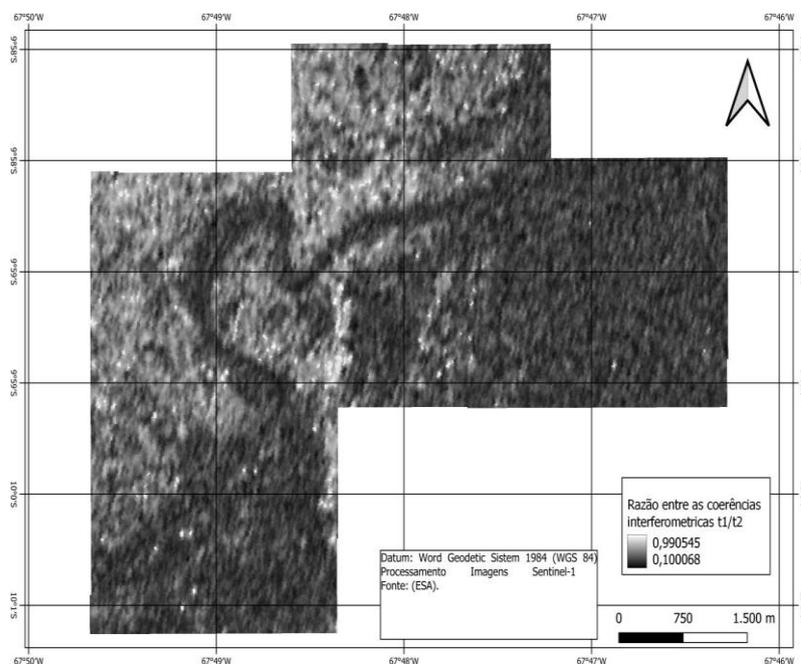


Figura 4. 5 - Razão entre as coerências interferométricas t_1/t_2 em Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

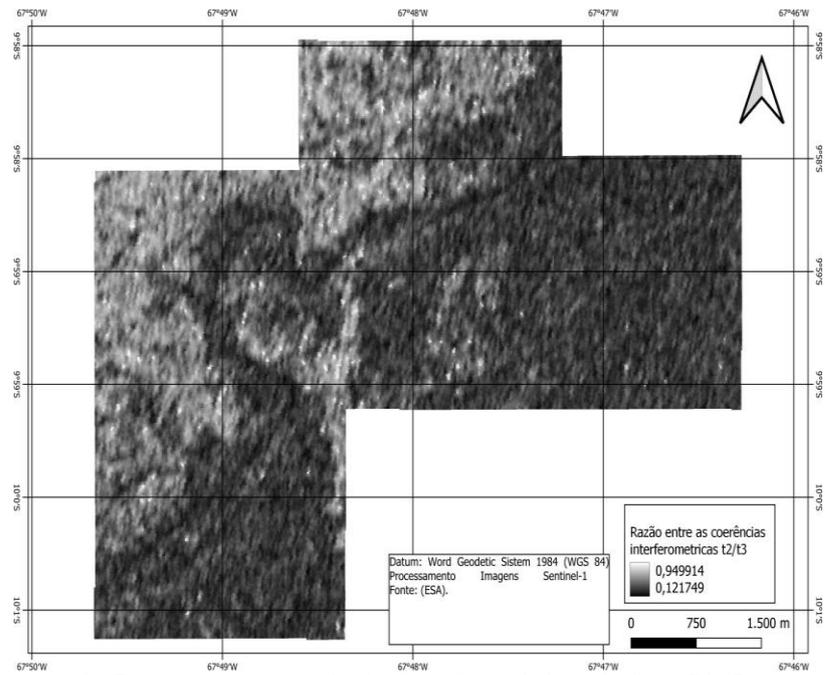


Figura 4. 6 - Razão entre as coerências interferométricas $t2/t3$ em Rio Branco-Acre

Fonte: o autor

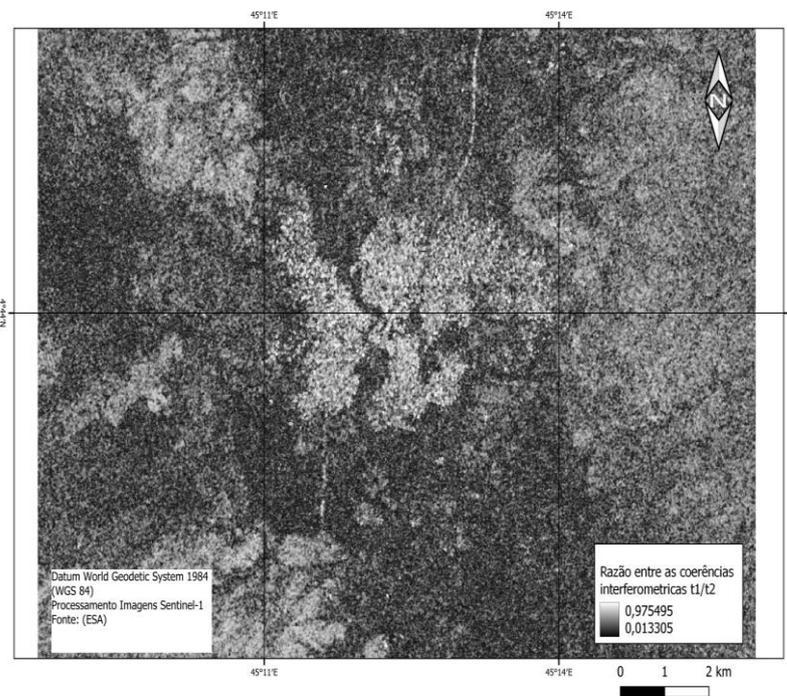


Figura 4. 7 - Razão entre as coerências interferométricas $t1/t2$ em Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

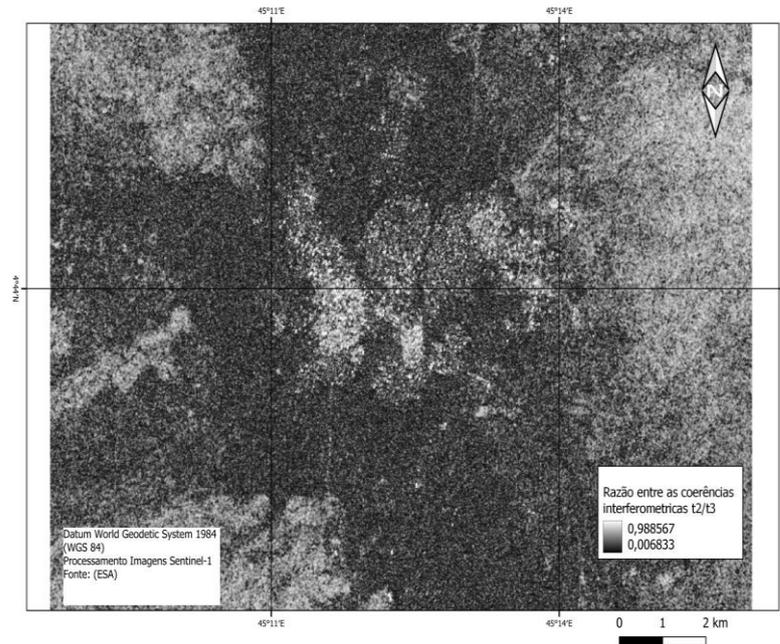


Figura 4. 8 - Razão entre as coerências interferométricas $t2/t3$ em Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

Na (Figura 4.5), observa-se que as áreas com uso e ocupação do solo caracterizadas como urbanas apresentam razões de coerência interferométrica próximas de um, o que indica pouca ou nenhuma mudança entre as imagens adquiridas em 08/03/2023 (tempo t_1) e 20/03/2023 (tempo t_2). Já na (Figura 4.7), um comportamento similar é notado para a região de Beledweyne, na Somália, nas imagens obtidas em 24/04/2023 e 06/05/2023, correspondentes aos tempos t_1 e t_2 , respectivamente. Essa consistência sugere estabilidade nas superfícies urbanas analisadas, com pouca variação entre os períodos avaliados. Em contrapartida, as áreas periurbanas e rurais apresentam valores de coerência interferométrica próximos de zero, indicando variações mais significativas nesse tipo de ocupação do solo. Essas mudanças, de caráter mais efêmero, podem ocorrer devido a uma variedade de fatores, como atividades agrícolas, variações na cobertura vegetal, ou alterações naturais no terreno.

Na (Figura 4.6), verifica-se que as áreas urbanas, anteriormente caracterizadas por razões de coerência interferométrica próximas de um, apresentaram mudanças nos valores da coerência entre as imagens adquiridas em 20/03/2023 (tempo t_2) e 01/04/2023 (tempo t_3), imagem adquirida na data da inundação. Essa variação sugere alterações significativas na superfície urbana, agora com valores de coerência mais baixos. Essa mudança é atribuída à presença de uma inundação na região, que impactou a estabilidade das reflexões do sinal de radar.

De forma semelhante, na (Figura 4.8), observa-se um comportamento análogo na região de Beledweyne, na Somália. As imagens obtidas em 06/04/2023 e 18/05/2023, correspondentes aos tempos t_2 e t_3 , respectivamente, também apresentam uma queda nos valores de coerência interferométrica, indicando a influência de eventos de inundação sobre a superfície urbana analisada. Em contraste, as áreas periurbanas e rurais, nas figuras (Figura 4.6) e (Figura 4.8), continuam a exibir valores baixos de coerência interferométrica. Esses valores baixos persistem devido às características naturais e variáveis dessas regiões, como as mudanças contínuas na cobertura vegetal, atividades agrícolas e alterações naturais do terreno. Assim, mesmo com as alterações observadas nas áreas urbanas, as regiões periurbanas e rurais mantêm sua característica de alta variabilidade nos sinais de radar, refletindo a natureza dinâmica desses ambientes.

4.2.1.2 Coeficientes de retroespalhamento na escala linear

Para o cálculo do índice (UFI) (Zhang *et al.*, 2021) (Equação 2.14), é necessária a aquisição das imagens no formato GRD (Ground Range Detected), a fim de se obter os coeficientes de retroespalhamento na escala linear¹³ das imagens nos tempos t_3 e t_2 . As imagens foram baixadas da plataforma Alaska Satellite Facility¹⁴ e processadas no software de distribuição gratuita *Sentinel Application Platform* (SNAP), versão 8.0, da Agência Espacial Europeia (ESA). Também foi utilizada a ferramenta de automatização *Graph Processing Tool* (GPT) para otimizar as etapas de processamento. Primeiramente, foi aplicado o operador *Apply-Orbit File*, que ajusta automaticamente as informações sobre a órbita do satélite. Em seguida,

o ruído térmico foi removido com o operador *Thermal Noise Removal*, que normaliza o sinal em toda a imagem. O ruído *speckle* foi tratado com o operador *Speckle Filter*, utilizando o filtro *Lee* refinado. A etapa de *Multilook* foi realizada com uma janela de 3 *looks*, diminuindo o ruído e melhorando a resolução radiométrica da imagem em detrimento da resolução espacial. (σ_{VV}^0). O coeficiente de retroespalhamento (Equação 2.9) em cada imagem (t_3 , t_2) foi obtido com o operador *Calibration*, que converte os números digitais em valores de retroespalhamento. Essa correção é necessária para que imagens obtidas com o mesmo sensor, mas em diferentes momentos, possam ser comparadas. A correção é feita de acordo com a Equação:

$$\sigma_{i0} = \frac{|DN_i|^2}{A_i^2} \quad (4.1)$$

onde os valores de retroespalhamento por unidade de área no alcance do terreno correspondem; DN são os valores dos números digitais dos pixels; e A_i é o coeficiente de calibração obtido das tabelas de pesquisa de calibração (LUTs).

Os coeficientes de retroespalhamento na escala linear utilizados, σ_{t2} e σ_{t3} , após a aplicação da expansão do histograma para Rio Branco - Acre são mostrados nas figuras (Figura 4.9) e (Figura 4.10) e para Beledweyne - Somália nas figuras (Figura 4.11) e (Figura 4.12).

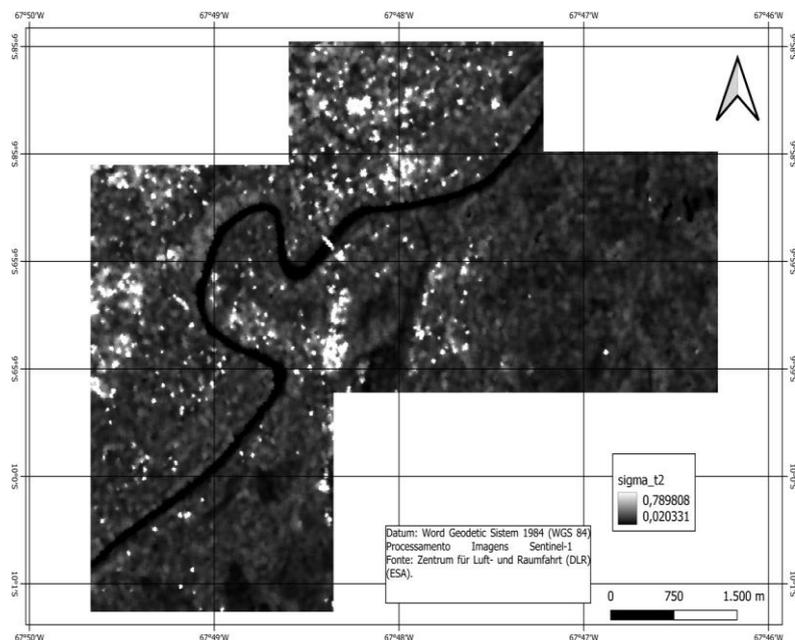


Figura 4. 9 - Coeficiente de retroespalhamento t_2 em Rio Branco - Acre

Fonte: O autor

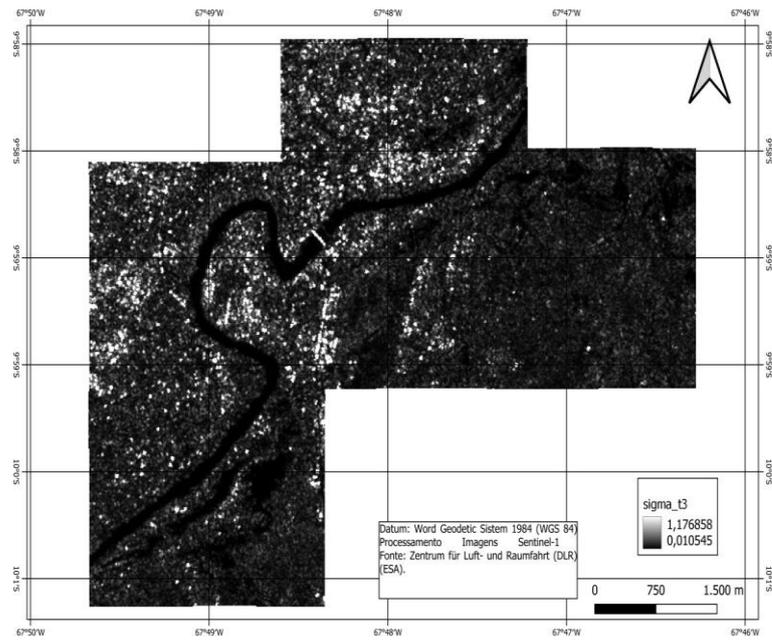


Figura 4. 10 - Coeficiente de retroespalhamento t_3 em Rio Branco - Acre

Fonte: O autor

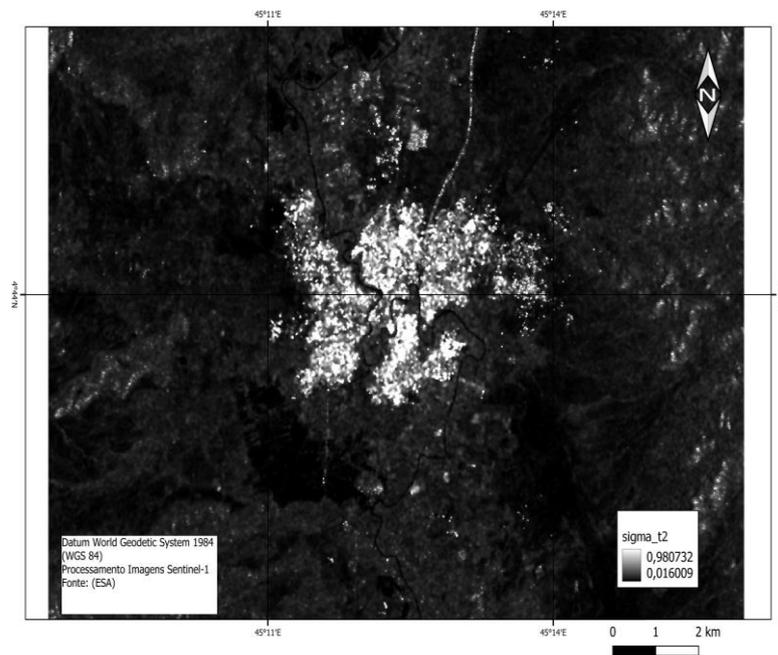


Figura 4. 11 - Coeficiente de retroespalhamento t_2 em Beledweyne - Somália

Fonte: O autor

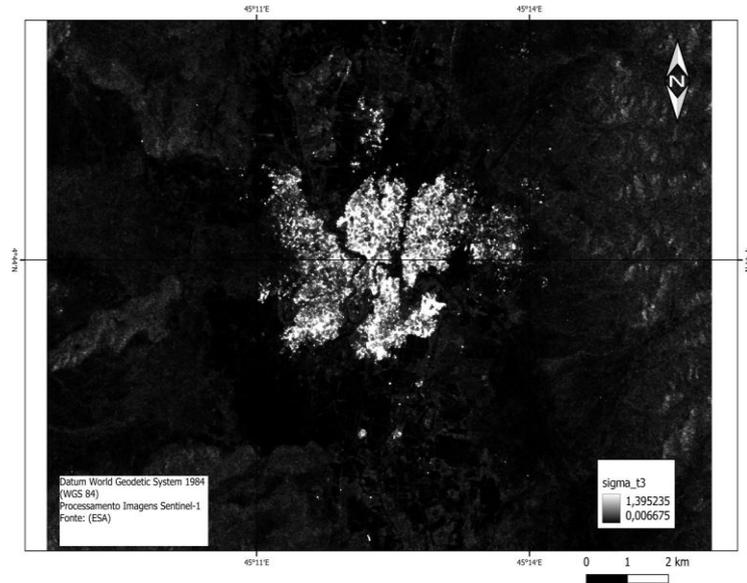


Figura 4. 12 - Coeficiente de retroespalhamento t3 em Beledweyne – Somália

Fonte: O autor

As imagens dos índices (UFI) obtidas segundo a fórmula (Equação n), empregando as imagens anteriores são mostradas nas Figuras 31 e 32 para Rio Branco - Acre e Beledweyne - Somália.

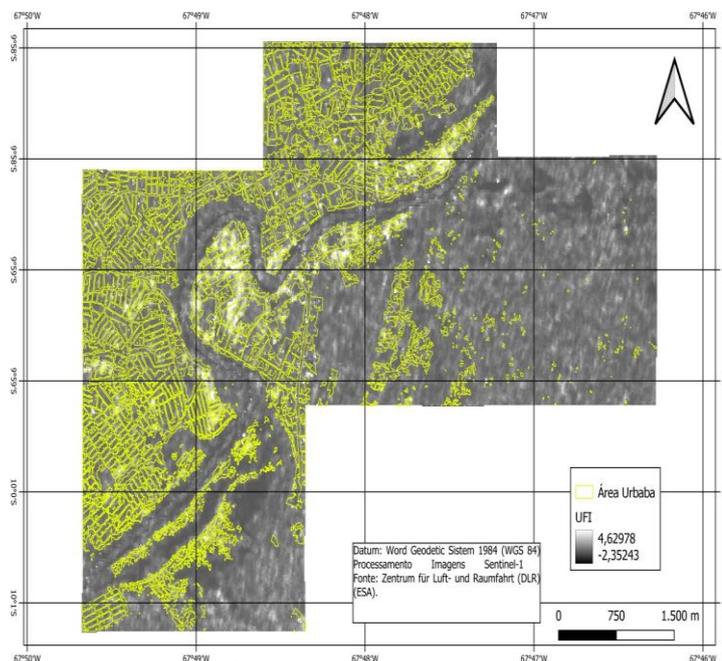


Figura 4. 13 - Índice (UFI) para Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

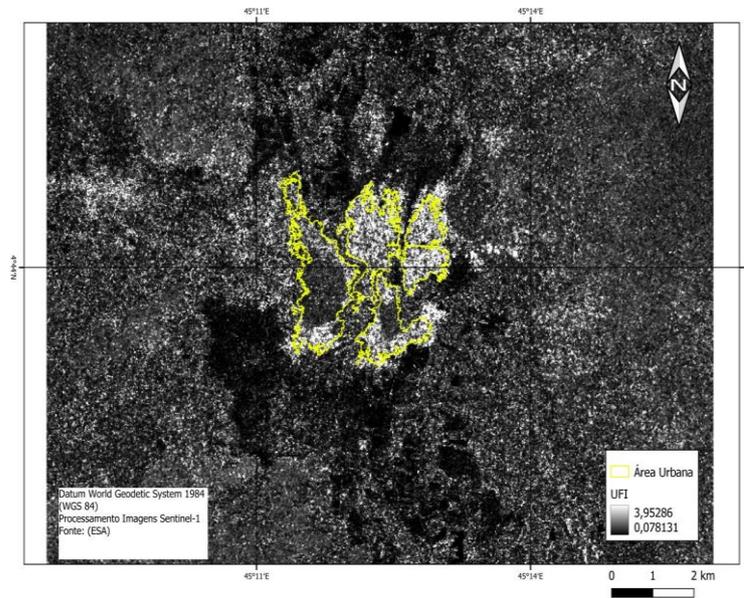


Figura 4. 14 - Índice (UFI) para Beledweyne – Somália

Fonte: O autor

4.2.2 Normalized Difference Flood Index (NDFI)

O índice (NDFI) *Normalized Difference Flood Index* (Eq. 2.19) foi aplicado nas áreas periurbanas e rurais, onde há cobertura total e momentânea pela inundação, causando reflexão especular do sinal emitido pelo radar. No cálculo desse índice, utilizava-se a média de todos os pixels da pilha das imagens de referência, os quais representam o comportamento médio da superfície da cena imageada pelo radar. A subtração dos valores mínimos entre cada pixel da pilha contendo as imagens de referência, pelos análogos valores médios de cada pixel da pilha contendo as imagens de referência e a imagem na data da inundação, evidencia os pixels, que na cena correspondem aos locais que foram cobertos pela inundação. Os locais onde não ocorrem mudanças, entre a condição de normalidade e a condição de inundação, assumem valores próximos de zero (Cian *et al.*, 2018).

A plataforma *Google Earth Engine* permite a implementação de vários algoritmos de processamento, e de obtenção de imagens, pelos próprios usuários, nas linguagens de programação *Python* e *JavaScript*. Conforme destacado por Mayer *et al.* (2021), essa plataforma tem se consolidado como uma ferramenta de significativa relevância, com aplicações tanto em pesquisas científicas quanto em atividades operacionais. As imagens Sentinel-1 são disponibilizadas em formato GRD (*Ground Range Detected*), e são baixadas

com as correções de ruído térmico, calibração radiométrica, com as correções de terreno e convertidas para a escala decibel.

Os parâmetros da equação (Equação 2.19) foram obtidos com um *script* em linguagem *Python* no ambiente *Google Colab*, que é uma interface de programação, a qual permite a interação do usuário diretamente com a plataforma *Google Earth Engine*, por meio da execução de seus códigos. No ambiente de armazenamento de imagens em nuvem do *Google Earth Engine*, os dados raster são representados como objetos do tipo *ee.Image*. Esses objetos podem consistir em uma única imagem raster ou em uma pilha de imagens, permitindo a aplicação de operadores estatísticos sobre elas de maneira otimizada, proporcionando flexibilidade na representação e manipulação de dados geoespaciais.

Foram compiladas duas coleções de imagens para cada área de estudo¹³, conforme mostrado nas tabelas (Tabela 4.3) e (Tabela 4.4), abrangendo os registros obtidos pelo satélite Sentinel-1. Um filtro específico foi aplicado a cada área de interesse, localizada em Rio Branco, Acre, e Beledweyne, Somália. Vale ressaltar que as restrições nas áreas de interesse dessas coleções foram determinadas pela disponibilidade das imagens de validação.

Para a seleção das imagens de referência de Beledweyne-Somália, aplicou-se um filtro temporal no intervalo de 4 de janeiro de 2023 a 4 de maio de 2023. Além disso, outro filtro, entre 17 de maio de 2023 e 19 de maio de 2023, foi aplicado para a escolha da imagem que registra o evento de inundação nesse local. O mesmo procedimento foi realizado para Rio Branco, com filtro temporal entre 30 de setembro de 2022 e 21 de março de 2023 para as imagens de referência e entre as datas de 31 março e 2 de abril de 2023.

Em seguida, aplicou-se um filtro para selecionar exclusivamente o modo de aquisição Interferometric Wide Swath (IW). Finalmente, um último filtro foi implementado para escolher apenas as imagens com polarização VV. Cada pilha de imagens para os dois locais foi armazenada em objetos distintos do tipo *ee.Image*.

As médias utilizadas para o cálculo do índice (NDFI) foram obtidas utilizando o operador *ee.Reducer.mean*, que faz parte de uma classe de operadores de estatísticas de resumo, e retorna o valor da média aritmética na posição de cada pixel da pilha de imagem. Essa operação utilizou como *input* toda a pilha temporal de imagens, contendo apenas imagens de referência. O segundo termo da equação (Equação 2.19), o qual é calculado com imagens da

¹³ Uma pilha apenas com imagens de referência e outra pilha com imagens de referência e a imagem da data da inundação

pilha de referência e a imagem da data da inundação, foi obtido com o operador *ee.Reducer.min*, que também é um operador de estatísticas de resumo, e obtém o valor mínimo na posição de cada pixel na pilha de imagens, utilizando como *input* a pilha das imagens de referência e a imagem na data da inundação. As imagens com os índices (NDFI) para Rio Branco- cre e Beledweyne são apresentadas nas Figuras 33 e 34, respectivamente.

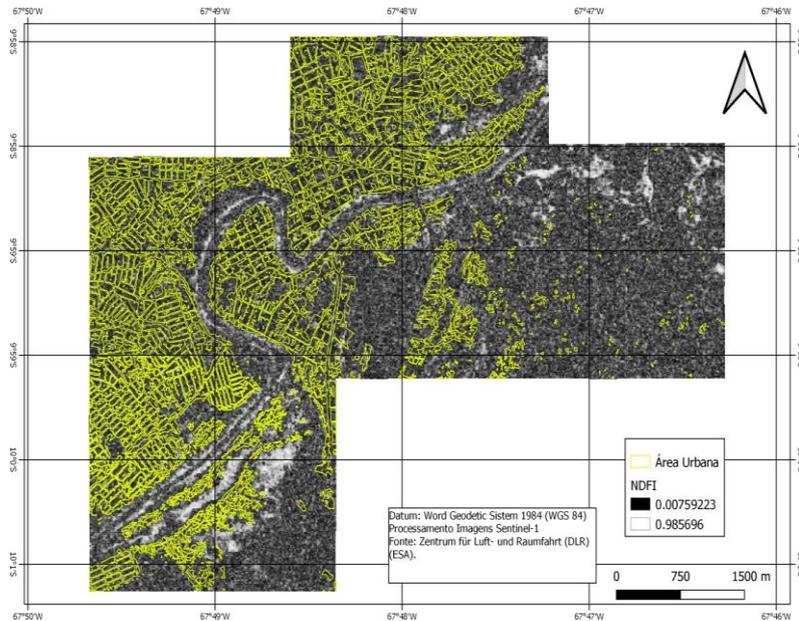


Figura 4. 15 - Índice (NDFI) para Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

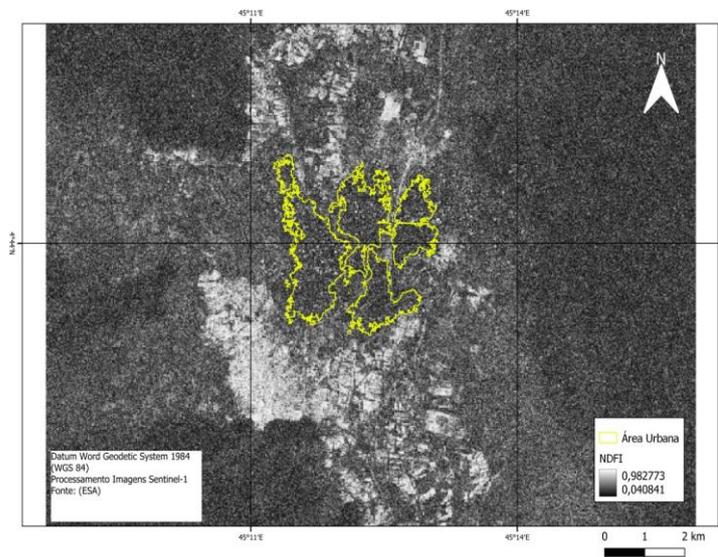


Figura 4. 16 - Índice (NDFI) para Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

4.3 Dados Auxiliares

Para limitar a aplicação do índice (UFI) apenas nas áreas urbanas, realizou-se um recorte com a imagem derivada do programa World Settlement Footprint (WSF) do ano de 2015, que delimita todas as ocupações humanas em escala global. Essas imagens para o município de Rio Branco - Acre e Beledweyne - Somália, foram baixadas no site <https://geoservice.dlr.de/web/maps/eoc:wsf> do Centro Aero-espacial Alemão (*Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)*). Estas imagens são representadas por rasters binários com uma resolução espacial de 10 metros. Elas são derivadas do processamento do retroespalhamento de imagens multitemporais capturadas pelo satélite Sentinel-1, e do processamento de diferentes índices espectrais das imagens capturadas com o satélite Landsat-8, após a implementação de uma máscara de remoção de nuvens. Cada sequência de imagem multi-temporal, foi então classificada separadamente com algoritmos “*Support Vector Machines*” e, posteriormente, unidas para formação dos rasters disponibilizados com a cobertura global. Esse raster possibilitou a extração das áreas urbanas de Rio Branco - Acre e Beledweyne - Somália.

Também foi realizado um recorte com o arquivo raster, fornecido pelo programa *Global Surface Water* que disponibiliza os arquivos no site [https:// global-surface-water.appspot.com/](https://global-surface-water.appspot.com/) com a finalidade de remoção dos corpos d’água permanentes. Esse programa foi desenvolvido pela European Commission’s Joint Research Center, como parte do escopo do programa Copernicus. Os arquivos raster mostram a distribuição espacial e temporal das águas superficiais na escala global, entre os anos de 1981 e 2021, e são derivadas do processamento de dados dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Seus produtos se constituem em uma máscara binária com pixel classificados como água ou não-água. O produto utilizado foi *Water Occurrence*, que contém estatísticas sobre a permanência dos corpos de água na superfície, a qual é calculado com o somatório mensal de meses iguais, entre os anos de 1981 e 2021, de todas as imagens onde houve a detecção de água, dividido pelo somatório das imagens válidas¹⁴ (Pekel et al., 2016), segundo a Equação v (Pekel et al., 2016).

$$SWO = \frac{\sum(WD)}{\sum(VO)} \quad (4.2)$$

¹⁴ Imagens válidas são as imagens livres de nuvens, nas quais é possível a identificação das águas superficiais

4.4 Dados de Validação

A imagem para validação do mapeamento da inundação, utilizando imagens do satélite Sentinel-1 do município de Rio Branco - (Acre), foi selecionada após uma extensa busca no site <https://disasterscharter.org> da *The International Charter Space and Major Disasters*, uma organização internacional constituída por Agências e operadores de sistemas espaciais de todo o mundo, que trabalham em conjunto para fornecer imagens de satélite adquiridas nos momentos dos desastres para fins de monitoramento, apoio e suporte a órgãos de socorro e salvamento. Buscou-se uma imagem de uma inundação que impactasse uma área urbana, sendo visível com o sensor ótico que a registrasse, e que possuísse cobertura na mesma data ou em data muito próxima com imagens do satélite Sentinel-1, para aplicação das metodologias de Zhang *et al.* (2021) e de Cian *et al.* (2018), modificadas. Essa imagem foi obtida com o satélite PlanetScope, que conta hoje com uma constelação de 170 satélites, possuindo resolução temporal diária, e resolução espacial entre 3 e 4 metros (Jin *et al.*, 2021). A imagem foi obtida no dia 30/03/2023, dois dias antes da imagem adquirida com o radar de abertura sintética do satélite Sentinel-1, e foi disponibilizada em uma imagem pancromática, que possui boa visibilidade e está livre de cobertura de nuvens, sendo, por isso, possível a identificação da inundação tanto nas áreas urbanas, quanto nas áreas periurbanas e rurais (Figura 35).

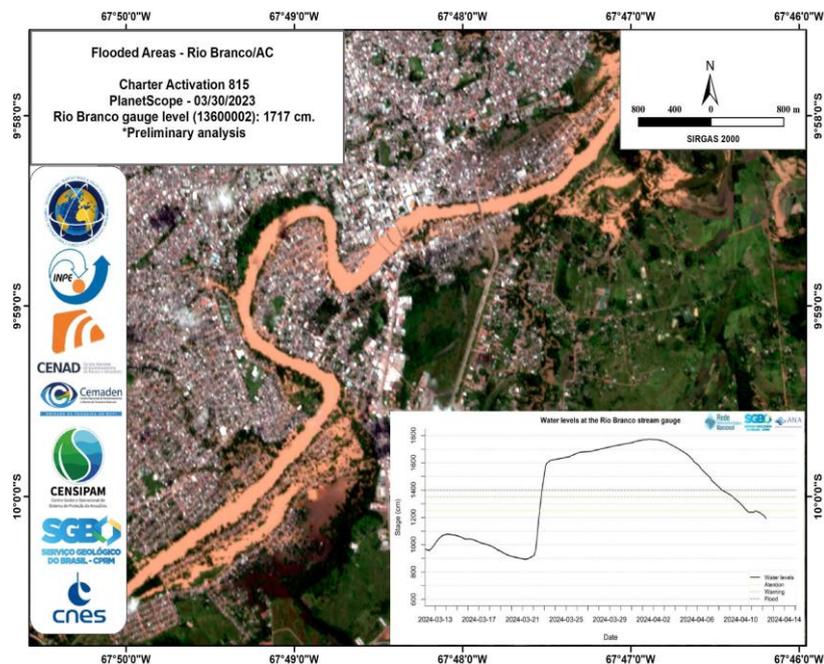


Figura 4. 17 - Imagem adquirida pelo satélite Planetscope em 30/03/2023

Fonte: https://disasterscharter.org/image/journal/article.jpg?img_id=23549777&t=1707314201931

A imagem de validação para a localidade de Beledweyne - Somália, foi selecionada após uma extensa busca de uma inundação que impactasse uma área urbana maior que anterior,

no mesmo site referenciado acima. Entretanto, a imagem fornecida pela *The International Charter Space and Major Disasters* não foi utilizada diretamente para a validação das metodologias Zhang *et al.* (2021) e de Cian *et al.* (2018) modificadas, uma vez que, a consulta ao repositório das imagens Sentinel-2¹⁵, indicou a disponibilidade de uma imagem (Quadro 6 e Figura 36), sem a presença de nuvens, que se mostrou adequada para ser utilizada na validação.

Imagem	Data
S2AMSIL1C20230519T070621N0509R106T38NNL20230519T090754	19/05/2023

Tabela 4. 5 - Imagem Sentinel-2 usada na validação em Beledweyne – Somália

Fonte: <https://browser.dataspace.copernicus.eu/>

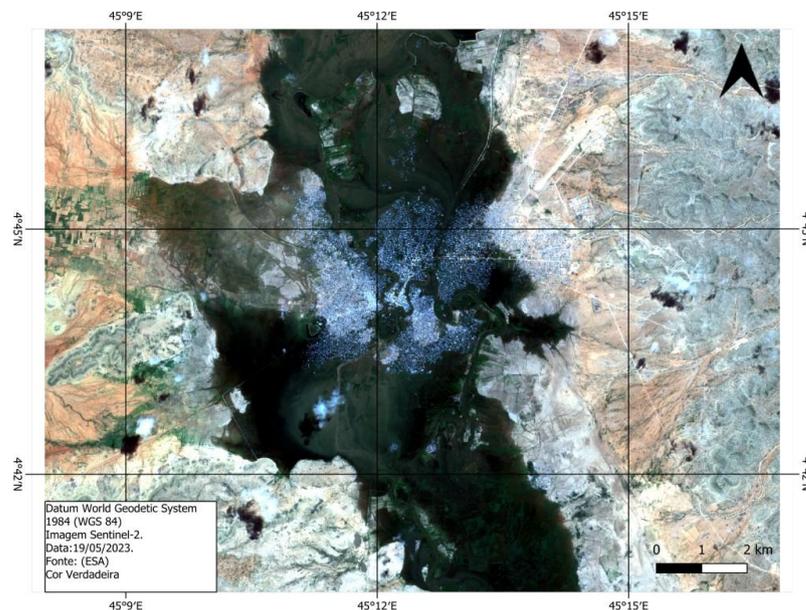


Figura 4. 18 - Imagem Sentinel-1 utilizada na validação

Fonte: O autor

As áreas inundadas (urbanas, periurbanas e rurais) em Rio Branco - Acre e Beledweyne - Somália foram extraídas por meio de uma classificação supervisionada no software ArcGIS 10.8.1, utilizando a ferramenta “*Maximum Likelihood Classification*”, a qual realiza uma classificação com o algoritmo de máxima verossimilhança. Algumas correções manuais foram necessárias para se ajustar o raster final de referência de todas as áreas inundadas (Figura 4.19) e (Figura 4.20).

¹⁵ Disponível em: <https://browser.dataspace.copernicus.eu/>

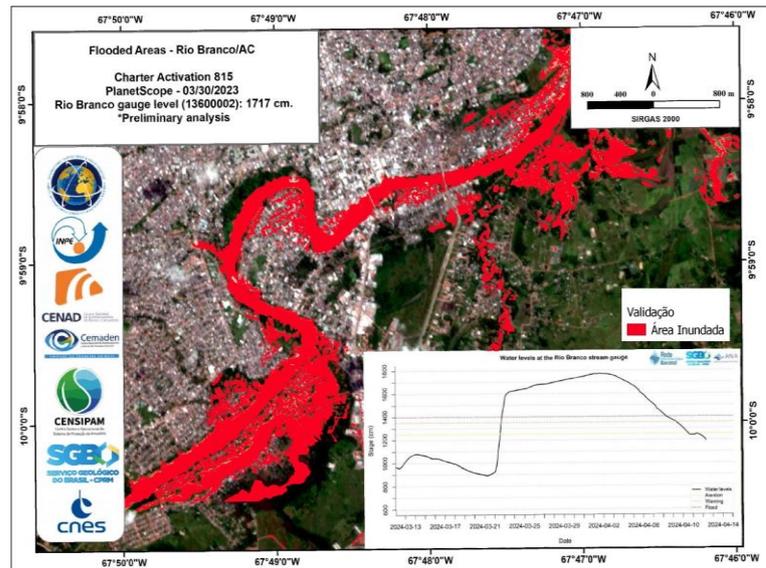


Figura 4. 19 - Área inundada utilizada para validação em Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

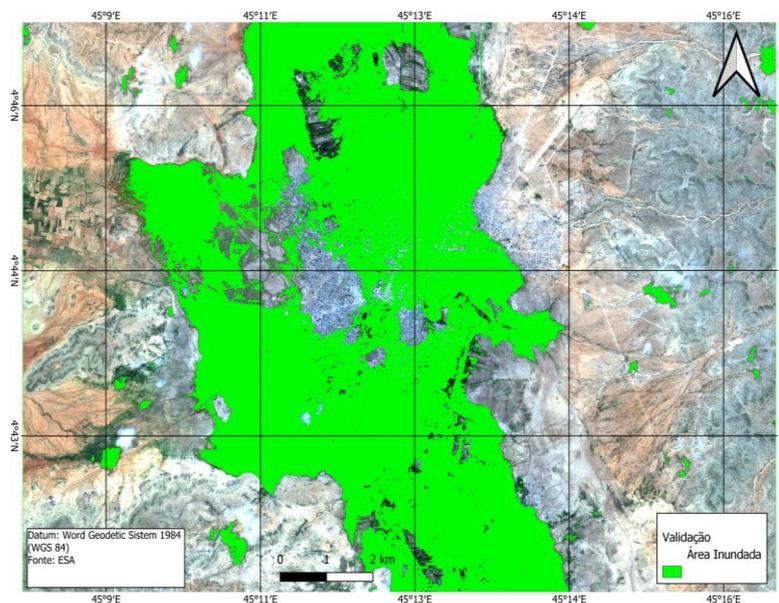


Figura 4. 20 - Área inundada utilizada para validação em Beledwyne – Somália

Fonte: O autor

Após a extração dos rasters correspondentes aos locais inundados, eles foram reamostrados para as resoluções de 3 e 10 m, que correspondem às resoluções de aquisições dos dados de validação dos satélites PlanetScope e Sentinel-2 para as áreas de Rio Branco e Beledwyne, respectivamente.

Resultados e Discussões

Neste estudo, foi desenvolvido um script usando a biblioteca ArcPy no software ArcGIS® 10.8.1 para determinar o limiar que proporcionasse a melhor precisão tanto para o "Urban Flooding Index" (UFI) quanto para o *Normalized Difference Flood Index* (NDFI), executando os seguintes procedimentos:

- *Passo 1*: Os índices (UFI) e (NDFI) foram limiarizados com os valores exibidos nos eixos - (x) nas figuras (Figura 5.1), (Figura 5.3) e (Figura 5.4) utilizando incrementos de 0,02 (Wang *et al.*, 2017), e guardados em duas pastas. Para o índice (UFI) o valor de limiarização inicial de 1 foi selecionado tanto para Rio Brando - AC quanto para Beledweyne - Somália, pois segundo Zhang *et al.* (2021) para esse valor as áreas urbanas não se apresentam inundadas, o que possibilita o teste de valores de limiarização a partir da condição de normalidade até que se observe um valor máximo e, então, os valores de acurácia diminuem, conforme mostram as figuras (Figuras 5.1) e (Figura 5.3). Para o índice (NDFI), realizou-se uma análise dos valores presentes em cada raster gerado no (Item 4.2.2) para Rio Branco - AC e para Beledweyne - Somália, a fim de selecionar os intervalos, aos quais os limiares a serem testados pertenciam, buscando determinar qual ofereceria a melhor acurácia;
- *Passo 2*: Os índices (UFI) limiarizado no "Passo 1" foram recortados com arquivo auxiliar fornecidos pelo programa World Settlement Footprint (WSF) do Centro Espacial Alemão, possibilitando a aplicação desse índice apenas nas áreas urbanas. O índice (NDFI) foi aplicado no restante das áreas, consideradas não urbanizadas. Os raster limiarizados e recortados gerados, correspondentes às inundações nas áreas urbanas (UFI) e não urbanas (NDFI) para Rio Branco Acre e Beledweyne - Somália, foram armazenados em duas pastas diferentes;
- *Passo 3*: As áreas urbanas inundadas identificadas e extraídas dos dados de validação (Item 4.4) e dos dados auxiliares (Item 4.3) foram recortadas com o arquivo auxiliar fornecidos pelo programa World Settlement Footprint (WSF) do Centro Espacial Alemão, os arquivos gerados nesse passo serviram como arquivos de referência e foram utilizados para validação dos

índices (UFI) limiarizados para Rio Branco - AC e Beledweyne - Somália. A inundação identificada com os dados de validação e que não correspondiam às áreas urbanas foram utilizadas para a validação dos índices (NDFI) para Rio Branco-Acre e Beledweyne–Somália;

- *Passo 4:* Os arquivos dos *Passo 2* e *Passo 3* foram convertidos para o formato Numpy, e lhes foi atribuído o valor 1 para os pixels inundados e o valor 0 para os pixels não inundados;
- *Passo 5:* Um looping foi feito para iterar cada raster gerado no *Passo 2*, comparando-os com os rasters de referência, criados no *Passo 3*, calculando assim a acurácia global para cada valor de limiar definido no *Passo 1*, que foi feito com contagem de verdadeiros negativos (TN), falsos negativos (FN), falsos positivos (FP) e verdadeiros positivos (TP) com a equação matemática $(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$ que denota a acurácia (Wang *et al.*, 2022).

Com o objetivo de verificar a aplicação das imagens do radar de abertura sintética Sentinel-1 na detecção das inundações em áreas urbanas, periurbanas e rurais, foram selecionados os valores de limiares, os quais resultaram na melhor acurácia, para os índices (UFI) e (NDFI) nas (Figura 5.1), (Figura 5.2), (Figura 5.3), (Figura 5.4), os quais foram reunidos para a confecção dos mapas finais de inundação para cada local (Rio Branco - Acre e Beledweyne-Somália). Após a reunião dos arquivos contendo os dois índices para cada localidade, foram criados dois mapas de acurácia (Figura 5.5), (Figura 5.6), cuja comparação se deu com os dados de validação obtidos no (Item 4.4) e analisados pelas métricas de validação apresentadas em seguida. É relevante destacar que a seleção dos limiares que resultaram na melhor acurácia do índice (UFI) foi realizada exclusivamente para as áreas urbanas de Rio Branco-AC e Beledweyne-Somália. Da mesma forma, os limiares que proporcionaram a melhor acurácia para o índice (NDFI) foram aplicados às áreas periurbanas e rurais dessas localidades. A validação subsequente, envolvendo a combinação dos dois índices e o cálculo da acurácia para toda a extensão das áreas analisadas nos dois locais, utilizou a mesma imagem. Esse procedimento introduziu um viés intencional, de modo que a validação não focasse na metodologia em si, mas sim na verificação da qualidade e utilidade das imagens adquiridas pelo satélite Sentinel-1.

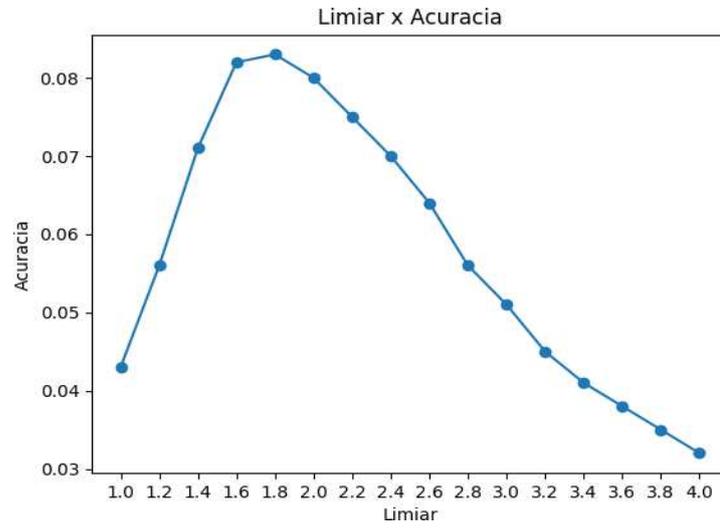


Figura 5. 1 - Acurácia da limiarização do índice (UFI) na área urbana de Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

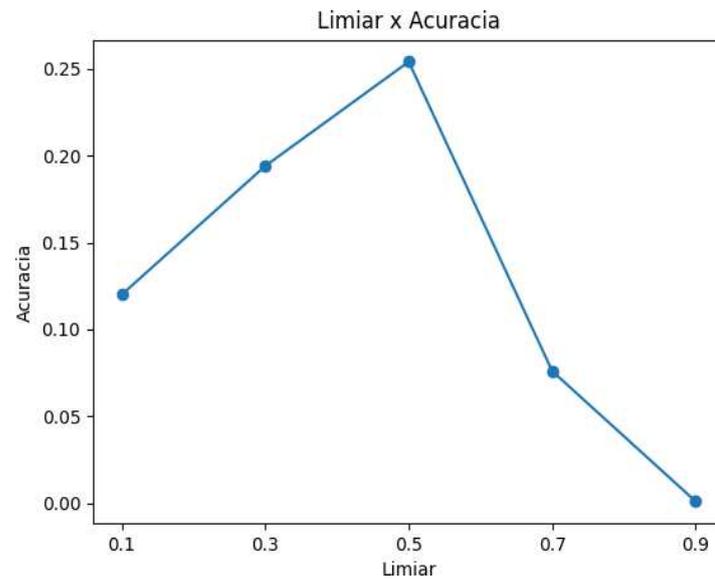


Figura 5. 2 – Acurácia da limiarização do índice (NDFI) na área periurbana e rural de Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

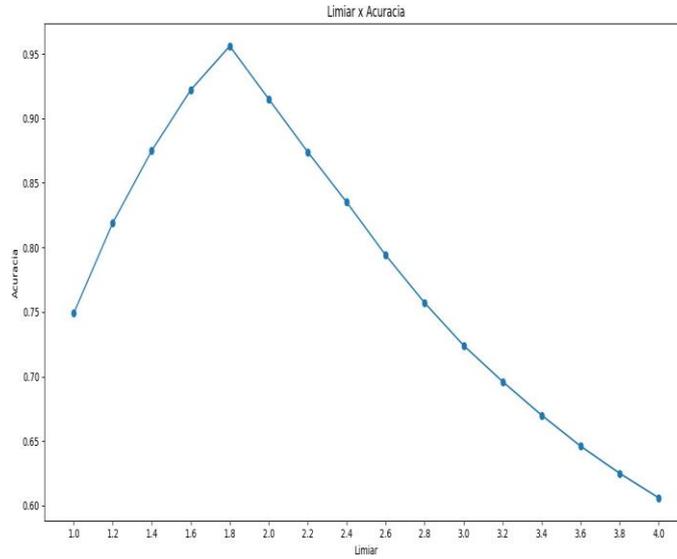


Figura 5. 3 - Acurácia da limiarização do índice (UFI) na área urbana de Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

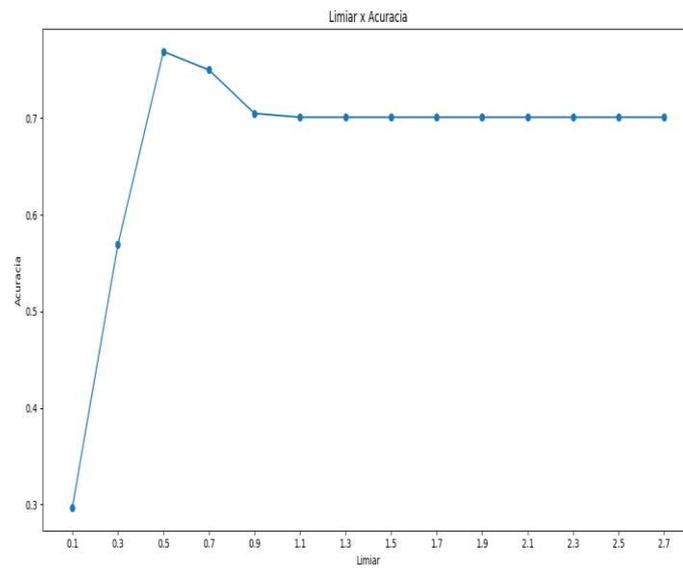


Figura 5. 4 - Acurácia da limiarização do índice (NDFI) na área periurbana e rural de Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

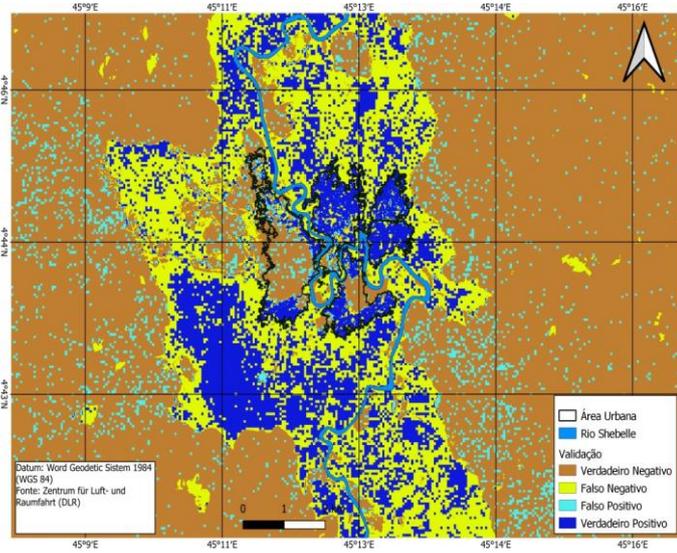


Figura 5. 5 - Mapa de acurácia (UFI) e (NDFI) para a localidade de Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

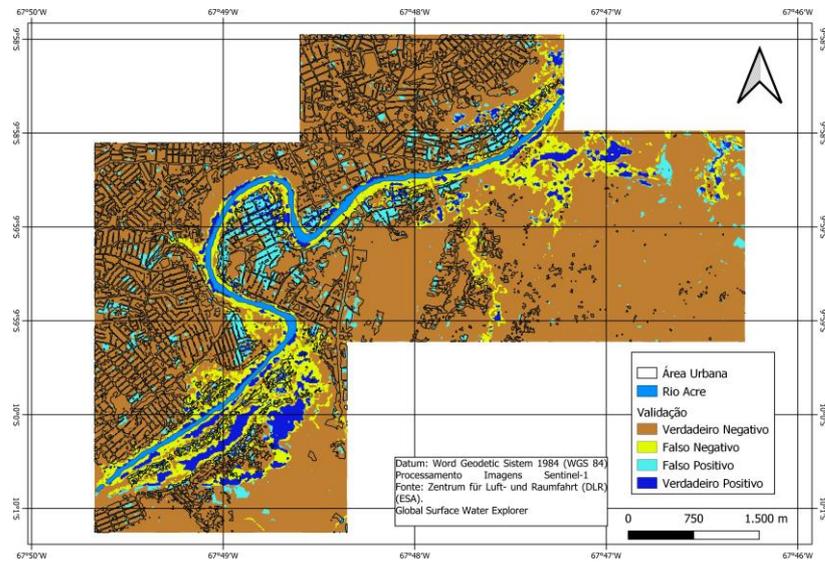


Figura 5. 6 - Mapa de acurácia (UFI) e (NDFI) para a localidade de Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

A matriz de contingência (Tabela 5.1) mostra os valores em unidade de pixel e a acurácia para Beledweyne - Somália, esses valores são representados em porcentagem na matriz (Tabela 4). Os mesmos valores são representados nas tabelas (Tabela 5.3), (Tabela 5.4) para a localidade de Rio Branco - Acre.

	Predito Positivo	Predito Negativo	Acurácia
Verdadeiro Positivo	325449	200083	-
Verdadeiro Negativo	349125	1337492	0,75

Tabela 5. 1 - Matriz de Contingência e Acurácia global para Beledweyne – Somália

Fonte: O autor

	Predito Positivo	Predito Negativo
Verdadeiro Positivo	14,7119%	15,7822%
Verdadeiro Negativo	9,0447%	60,4612%

Tabela 5. 2 - Matriz de Contingência em porcentagem de pixels para Beledweyne – Somália

Fonte: O autor

	Predito Positivo	Predito Negativo	Acurácia
Verdadeiro Positivo	56927	125944	-
Verdadeiro Negativo	82111	859595	0,81

Tabela 5. 3 - Matriz de Contingência e Acurácia global para Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

	Predito Positivo	Predito Negativo
Verdadeiro Positivo	5,0621%	11,1992%
Verdadeiro Negativo	7,3015 %	76,4372 %

Tabela 5. 4 - Matriz de Contingência em porcentagem de pixels para Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

Outras métricas relacionadas aos mapas finais de inundações produzidos são mostradas nas tabelas (Tabelas 5.5) e (Tabela 5.6).

Métrica	Valor
Sensibilidade	0,06
Especificidade	0,87
Precisão Negativa	0,91
Precisão	0,31
F-score	10,36%

Tabela 5. 5 - Métricas de desempenho para o mapa final de inundação de Rio Branco – Acre

Fonte: O autor

Métrica	Valor
Sensibilidade	0,62
Especificidade	0,79
Precisão Negativa	0,87
Precisão	0,48
F-score	54,24 %

Tabela 5. 6 - Métricas de desempenho para o mapa final de inundação de Beledweyne – Somália

Fonte: O autor

Neste estudo, os limiares para os índices (UFI) e (NDFI) modificados foram empiricamente determinados com o auxílio de um script, permitindo uma avaliação rápida de uma variedade de limiares, e a seleção daquele que proporcionasse a melhor acurácia para os locais estudados. Segundo Wang *et al.* (2017) na abordagem empírica para a limiarização não há um único limiar que possa ser aplicado em escala global, entretanto neste estudo os valores de limiarização para os índices (UFI) e (NDFI) que resultaram na melhor acurácia global foram de 1,8 e 0,5 respectivamente, tanto para Rio Branco - Acre, quanto para Beledweyne - Somália.

No entanto, a limiarização para o índice (UFI), aplicado apenas na área urbana (Figura 5.3), em Beledweyne-Somália, atingiu um valor muito superior de acurácia, chegando a 0.95, em comparação com cerca de 0.08 para Rio Branco (Figura 5.1). Isso confirma o que foi observado por (Mason *et al.*, 2018), de que as imagens fornecidas pelo satélite Sentinel-1 são inadequadas para a detecção de inundações em áreas urbanas.

Porém, essa constatação está mais alinhada com Liz e Ribas (2022), que afirma que

essas imagens apresentam limitações em áreas de inundação restrita, uma vez que, a área ocupada pela lamina d'água nas regiões urbanizadas, em Rio Branco durante a inundação é significativamente menor do que a de Beledweyne (Tabela 5.7).

Local	Área (em Km ²)
Beledweyne	4,92
Rio Branco	0,23

Tabela 5. 7 - Áreas das regiões urbanas inundadas em Beledweyne - Somália e Rio Branco-Acre

Fonte: O autor

Outro aspecto observado é o deslocamento ocorrido no índice (UFI) modificado em Rio Branco - AC nas áreas com urbanização mais intensas e inundadas. De acordo com Nico *et al.* (2000), a diminuição da coerência interferométrica, causada pela presença da inundação, provoca deslocamento dos objetos na cena imageada. Algumas regiões urbanas de Rio Branco com valores de falso positivo podem estar relacionadas a esse fenômeno, diminuindo assim a acurácia e a sensibilidade do método (Figura 5.7).

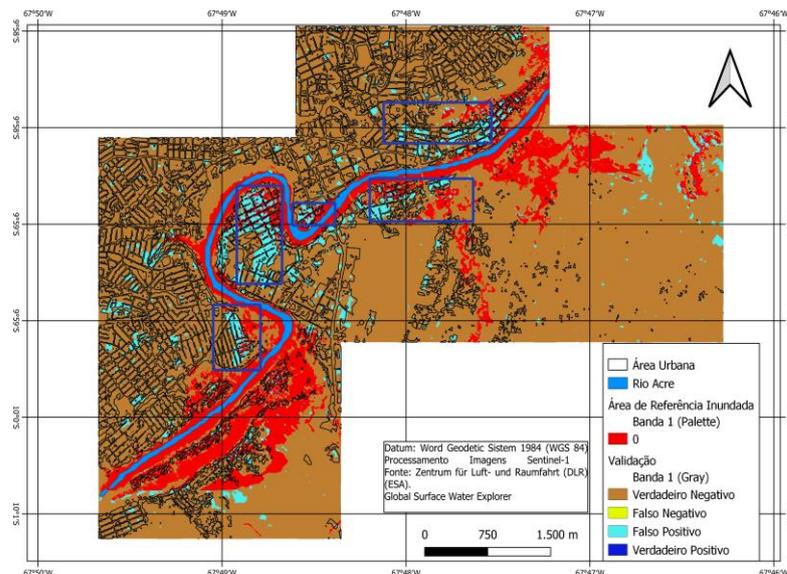


Figura 5. 7 - Mapa mostrando deslocamento do índice (UFI) - dentro dos retângulos azuis - em relação aos dados de referência em áreas urbanas inundadas

Fonte: O autor

A acurácia alcançada para o índice (NDFI), aplicado nas áreas não urbanizadas,

apresentou maior valor para Beledweyne em torno de 0.80, contra 0.25 para Rio Branco. As Tabelas 39 e 41 mostram a acurácia para a união dois índices (UFI) e (NDFI), comparados contra os dados de validação obtidos no (Item 4.5). Embora os valores de acurácia para os índices (UFI) e (NDFI), aplicados separadamente nas áreas urbanas e não-urbanas tenham sido superiores em Beledweyne em comparação com Rio Branco, a acurácia global¹⁶ revelou-se mais elevada para Rio Branco. Esta disparidade evidência uma lacuna na eficácia dessas métricas para avaliar a aplicação dos dados do Sentinel-1 na detecção de inundações. Portanto, a abordagem baseada na sensibilidade parece mais apropriada, uma vez que o mapeamento e identificação das inundações, a princípio, não pode prescindir da identificação precisa dos verdadeiros positivos. Segundo Fernandez-Moral et al. (2018) o emprego de métricas globais como referência para a qualidade na classificação são adequados apenas quando as categorias ou classes apresentam relevância equiparável, tanto em termos de frequência quanto em termos de importância prática. Fica claro que a acurácia global é influenciada pela maior quantidade de falsos negativos em Beledweyne, resultando numa acurácia global menor de 0,75 contra 0,81 em Rio Branco-Acre, como se observa na (Figura 5.8).

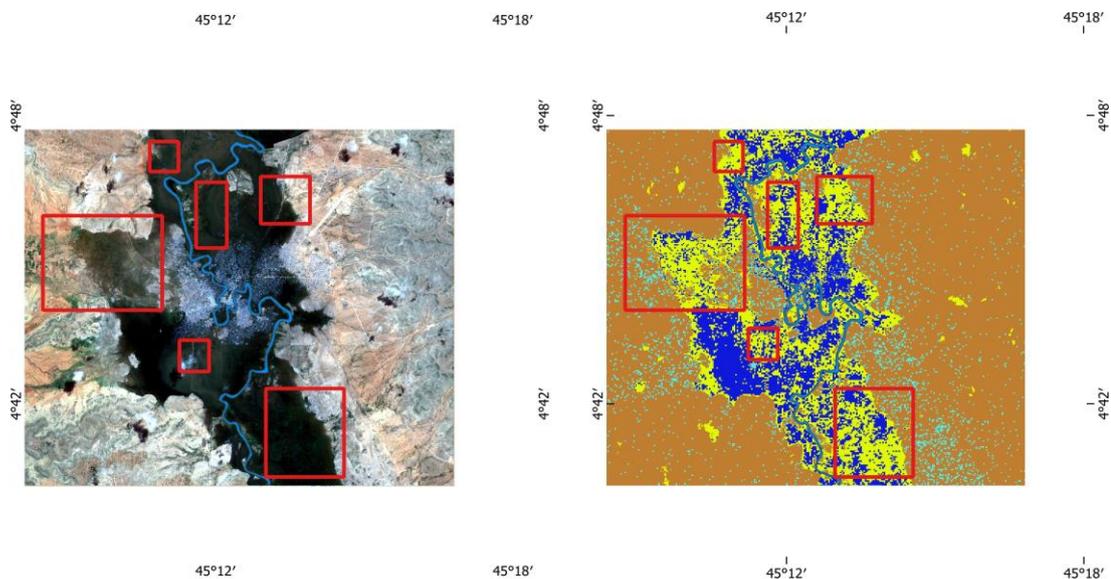


Figura 5. 8 - Mapa mostrando a concentração de falsos positivos dentro dos retângulos vermelhos para Beledweyne-Somália

Fonte: O autor

Nesse sentido, a (Equação 5.1) representa a acurácia (Fernandez-Moral et al., 2018):

¹⁶ Acurácia global da união dos índices (UFI) e (NDFI) modificados, comparados com a inundação total (Figuras

$$\text{acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5.1)$$

Onde:

- *TP* representa verdadeiros positivos,
- *TN* representa verdadeiros negativos,
- *FP* representa falsos positivos e
- *FN* representa falsos negativos.

O maior número de falsos negativos em Beledewyne se concentram em regiões onde a lâmina da água não recobre totalmente a vegetação, de acordo com Cian *et al.* (2018), essa condição pode levar ao fenômeno de duplo espalhamento, semelhante ao observado em áreas urbanas inundadas. Outras áreas onde há concentração de falsos positivos estão em trechos do rio Shebelle, onde há maior presença de sedimentos, como indicado nos retângulos vermelhos da (Figura 5.8). Analisando as métricas de validação das (Tabelas 5.5) e (Tabela 5.6), e comparando-as com as melhores acurácias encontradas, quando se aplica os índices (UFI) e (NDFI) nas áreas urbanas e não urbanas, respectivamente. Conclui-se que as melhores métricas de avaliação a serem empregadas seriam a sensibilidade (Equação 5.2) e o F-score (Equação 5.3) (Fernandez-Moral et al., 2018).

$$\text{sensibilidade} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.2)$$

Onde:

- *TP* representa verdadeiros positivos e,
- *FN* representa falsos negativos.

$$\text{F-score} = \frac{2 \times \text{precisão} \times \text{sensibilidade}}{\text{precisão} + \text{sensibilidade}} \quad (5.3)$$

Onde:

- **Precisão:** $\frac{TP}{TP+FP}$,
- **Sensibilidade:** $\frac{TP}{TP+FN}$.

A princípio, o uso das imagens fornecidas pelo radar de abertura sintética Sentinel-1, mostram-se bastante limitadas em regiões com inundação de área restrita e urbanização intensa. Além disso, encontrar imagens de validação que correspondam precisamente ao momento da inundação, e imagens do satélite Sentinel-1 na mesma data, é uma dificuldade. Mesmo quando os dados de validação estão disponíveis, muitas vezes obtidos por sensores, que operam no espectro eletromagnético óptico, a extração precisa da lâmina d'água pode ser desafiadora. Isso se deve à presença de cobertura de nuvens, sombras em áreas urbanas com construções mais altas ou limitações relacionadas à resolução do sensor óptico. A falta de modelos digitais de superfície (MDE) também se torna um problema, uma vez que, a disponibilidade desses dados poderia restringir a área a ser investigada, aumentando as chances de sucesso na identificação e mapeamento das áreas inundadas. A necessidade da consideração mais acurada do uso e ocupação do solo nas áreas não urbanizadas, como altura e tipo de vegetação, conhecimento prévio da altura da lâmina da água e a utilização de dados auxiliares como o (MDS) de detalhe se faz necessária. No entanto, os dados de radar não devem ser desprezados uma vez que, oferecem a possibilidade de penetração através das nuvens, o que representa uma grande vantagem sobre os sensores ópticos.

Os ligeiros deslocamentos dos objetos da cena, observados por Nico *et al.* (2000), quando há diminuição da coerência interferométrica, causada pela presença da lâmina da água em áreas urbanas, poderão ser investigadas, pois podem inclusive fornecer uma nova metodologia indicativa de inundação nessas áreas. Os índices (UFI) e (NDFI) modificados, mostram-se eficientes para o caso de Beledweyne - Somália, podendo ser utilizados em grandes bacias brasileiras, sobretudo na região norte do país, onde a presença de nuvens é frequente, e a utilização de imagens dos sensores ópticos pode ser invalidada.

Novos estudos sobre a limiarização dos índices para diferentes profundidades e para diferentes uso e ocupação do solo poderão ser desenvolvidos com a finalidade de melhoria da identificação e do mapeamento das inundações com lâmina d'água mais restrita em áreas urbanas.

Considerações finais

Este estudo utilizou um script para a determinação empírica do limiar ótimo para a limiarização dos índices Urban Flood Index (UFI) e Normalized Difference Flood Index (NDFI) de maneira otimizada, buscando minimizar esforços computacionais. Esses índices foram aplicados inicialmente e separadamente nas áreas urbanas e não urbanas de Rio Branco, Acre, no Brasil, e Beledweyne, na Somália, respectivamente. Introduzindo um viés proposital para que a avaliação se concentrasse na imagem, em vez de na metodologia empregada.

No contexto das áreas urbanas, o índice UFI teve uma acurácia global de 0,08 em Rio Branco, valor considerado bastante restrito e insuficiente para aplicações práticas de monitoramento de inundações. Esse desempenho limitado pode ser atribuído à complexidade da paisagem urbana, onde a extensão da lâmina d'água foi reduzida ou obstruída por infraestruturas urbanas, dificultando a detecção precisa das inundações com base em imagens de radar de abertura sintética (SAR). Em contraste, a aplicação do UFI na área urbana de Beledweyne, Somália, apresentou uma acurácia significativamente mais alta de 0,95. Este alto desempenho sugere que o índice é mais eficaz em áreas urbanas onde as inundações possuem maior extensão, possibilitando uma melhor detecção pelas imagens SAR. Esta disparidade de resultados sugere que o índice UFI pode ter sua aplicabilidade otimizada em áreas urbanas com maiores corpos d'água e menor interferência de estruturas característica de áreas de concentração urbana.

Para as áreas não urbanas, o índice NDFI apresentou uma acurácia global de 0,25 em Rio Branco e 0,80 em Beledweyne. Esses resultados indicam que a acurácia do NDFI é substancialmente impactada pelas características locais das inundações e da paisagem. Em áreas rurais com cursos d'água menores, como observado em Rio Branco, o desempenho foi inferior, sugerindo limitações na aplicação do índice em regiões onde as inundações possuem menor escala. Já em áreas com inundações mais amplas, como em Beledweyne, o índice mostrou-se eficaz, evidenciando seu potencial em regiões com grandes áreas inundadas.

A avaliação desses índices utilizando imagens dos radares Sentinel-1 destacou as limitações na detecção de inundações em áreas urbanas e rurais com características específicas. A fusão dos índices UFI e NDFI para ambas as localidades resultou em uma acurácia global mais elevada para Rio Branco (0,81) em comparação a Beledweyne (0,75). Esses resultados ressaltam a necessidade de aprimorar as métricas de avaliação, como a sensibilidade e o F-score, em estudos futuros, para fornecer uma avaliação mais robusta da eficácia dos índices na

detecção de inundações, em detrimento da acurácia global.

Além disso, a análise destacou o potencial da coerência interferométrica na identificação de áreas urbanas inundadas, que mostrou deslocamentos significativos. Essa observação sugere a possibilidade de desenvolvimento de novas metodologias para detecção de inundações com base em padrões de deslocamento, o que poderia modificar a forma como as inundações urbanas são monitoradas, especialmente em áreas complexas onde os métodos tradicionais apresentam limitações.

Esses resultados sublinham a importância de ajustar metodologias e índices aos contextos locais das áreas estudadas, e apontam para a necessidade de mais pesquisas para explorar o uso de tecnologias de sensoriamento remoto na gestão de desastres naturais, especialmente em regiões urbanas e rurais com características hidrológicas diversificadas.

REFERÊNCIAS

- ACRE (Estado). **Programa Estadual de Zoneamento Ecológico-Econômico do Acre**. Zoneamento ecológico-econômico do Acre: fase II: documento síntese: escala 1:250.000. Rio Branco, AC: SEMA, 2006
- AMITRANO, D.; DI MARTINO, G.; DI SIMONE, A.; IMPERATORE, P. Flood Detection with SAR: A Review of Techniques and Datasets. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 16, n. 4, p. 656, 2024.
- ASOKAN, A.; ANITHA, J. Change detection techniques for remote sensing applications: a survey. **Earth Science Informatics**, Berlin, v. 12, p. 143-160, 2019.
- BATES, P. D. Flood detection in urban areas using TerraSAR-X. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 48, n. 2, p. 882–894, 2009.
- BEKELE, T. W. *et al.* Evaluating a new method of remote sensing for flood mapping in the urban and peri-urban areas: Applied to Addis Ababa and the Akaki catchment in Ethiopia. **Natural Hazards Research**, [S.l.], v. 2, n. 2, p. 97-110, 2022.
- BHATT, C. M.; RAO, G.; FAROOQ, M.; SREE, M., *et al.* Satellite-based assessment of the catastrophic Jhelum floods of September 2014, Jammu & Kashmir, India. **Geomat Nat Hazards Risk**, [S.l.], v. 8, n. 2, p. 309-327, 2016.
- BIORESITA, F.; PUISSANT, A.; STUMPF, A.; MALET, J.-P. A method for automatic and rapid mapping of water surfaces from sentinel-1 imagery. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 10, n. 2, p. 217, 2018.
- BOVOLO, F.; BRUZZONE, L. A split-based approach to unsupervised change detection in large-size multitemporal images: Application to tsunami-damage assessment. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 45, n. 6, p. 1658–1670, 2007.
- BRASIL. **Política Nacional de Defesa Civil**. Brasília, DF: Ministério do Desenvolvimento Regional, 2007. Disponível em: <https://antigo.mdr.gov.br/images/stories/ArquivosDefesaCivil/ArquivosPDF/publicacoes/pndc.pdf>. Acesso em: 4 jun. 2023.
- BROWN, K. M.; HAMBIDGE, C. H.; BROWNETT, J. M. Progress in operational flood mapping using satellite synthetic aperture radar (SAR) and airborne light detection and ranging (lidar) data. **Progress in Physical Geography**, [S.l.], v. 40, n. 2, p. 196–214, 2016.
- CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H. **Introduction to remote sensing**. New York: Guilford Press, 2011.
- CHUNG, H. W.; LIU, C. C.; CHENG, I. F.; LEE, Y. R.; SHIEH, M.C. Rapid response to a typhoon-induced flood with an sar-derived map of inundated areas: Case study and validation. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 7, n. 9, p. 11954–11973, 2015.

CIAN, F.; MARCONCINI, M.; CECCATO, P. Normalized difference flood index for rapid flood mapping: Taking advantage of eo big data. **Remote Sensing of Environment**, [S.l.], v. 209, p. 712–730, 2018.

COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS - CPRM. **Características da Bacia do Acre**. 2022.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, [S.l.], v. 37, n. 1, p. 35–46, 1991.

CONGALTON, R. G. Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. **International Journal of Wildland Fire**, [S.l.], v. 10, n. 4, p. 321–328, 2001.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. CRC Press, 2019.

COPERNICUS. **Sentinel-1 SAR naming conventions**. 2024a.

COPERNICUS. **Sentinel-1 SAR product types and processing levels**. 2024b. Disponível em: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel> Acesso em: 4 nov. 2023.

EMBRAPA. **Satélites de monitoramento - missões sentinel**. 2024. Disponível em: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/sentinel#:~:text=Os%20sat%3%A9lites%20SENTINEL%2D1%20s%3%A3o,%3%B3ptico%20de%20alta%20resolu%3%A7%C3%A3o%20espacial>. Acesso em: 29 out. 2023.

ESA EARTH ONLINE. **Radar course 2 - remote sensing of the atmosphere**. Acessado em: fevereiro de 2024.

FERNANDEZ-MORAL, E.; MARTINS, R.; WOLF, D.; RIVES, P. A new metric for evaluating semantic segmentation: leveraging global and contour accuracy. *In: 2018 IEEE INTELLIGENT VEHICLES SYMPOSIUM*, 4., 2018. **Proceedings** [...]. Changshu, China: IRISA, 2018. p. 1051–1056. Disponível em: https://www.irisa.fr/lagadic/pdf/2017_ppniv_fernandezmoral.pdf. Acesso em: 25 out. 2023.

FLORES-ANDERSON, A. I.; HERNDON, K. E.; THAPA, R. B.; CHERRINGTON, E. **The SAR handbook: Comprehensive methodologies for forest monitoring and biomass estimation**. Huntsville, AL: SERVIR Global Science Coordination Office, 2019. Disponível em: https://gis1.servirglobal.net/TrainingMaterials/SAR/SARHB_FullRes.pdf. Acesso em: 23 set. 2023.

FRANCESCHETTI, G.; IODICE, A.; RICCIO, D. A canonical problem in electromagnetic backscattering from buildings. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 40, n. 8, p. 1787–1801, 2002.

GANJI, K.; GHARACHELOU, S.; AHMADI, A. Urban's river flood analysing using

sentinel-1 data case study: (Gorganrood, Aqqala). **The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, [S.l.], v. 42, p. 415–419, 2019.

GIUSTARINI, L.; HOSTACHE, R.; KAVETSKI, D.; CHINI, M.; CORATO, G.; SCHLAFFER, S.; MATGEN, P. Probabilistic flood mapping using synthetic aperture radar data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 54, n. 12, p. 6958–6969, 2016.

GIUSTARINI, L.; HOSTACHE, R.; MATGEN, P.; SCHUMANN, G. J. P.; BATES, P. D.; MASON, D. C. A change detection approach to flood mapping in urban areas using TerraSAR-X. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 51, n. 4, p. 2417–2430, 2012.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. C. **Processamento digital de imagens**. [S.l.]: Pearson Educación, 2009.

GOOGLE EARTH ENGINE. **See through the clouds with earth engine and sentinel-1 data**. 2024. Disponível em: <https://research.google/blog/see-through-the-clouds-with-earth-engine-and-sentinel-1-data/>. Acesso em: 25 set. 2023.

GRAOSQUE, J. Z. **Mapeamento das áreas de inundação utilizando imagens C-SAR e SRTM, nas províncias de Santa Fé e Entre Ríos, Argentina**. 2018. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018.

GRAOSQUE, J. Z.; GUASSELLI, L. A. Principal component analysis of C-SAR images for flood mapping, Santa Fe Province, Argentina. **Territorium: Revista Internacional de Riscos**, [S.l.], v. 27, n. 2, p. 41–48, 2020.

HARALICK, R. M.; SHAPIRO, L. G. Image segmentation techniques. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, [S.l.], v. 29, n. 1, p. 100–132, 1985.

HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. **Principles and applications of imaging radar**. Manual of Remote Sensing: Volume 2. [S.l.]: Wiley, 1998.

HUDSON, W. D. Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, [S.l.], v. 53, n. 4, p. 421–422, 1987.

ISLAM, M. T.; MENG, Q. An exploratory study of Sentinel-1 SAR for rapid urban flood mapping on Google Earth Engine. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S.l.], v. 113, p. 103002, 2022.

ISSMAEL JUNIOR, A. K. I. **Aplicações operacionais do radar de abertura sintética (SAR) e da câmera infravermelha de visada direta (FLIR): um quadro comparativo e implementações futuras**. Disponível em: <https://www.sige.ita.br/edicoes-antiores/2006/st/GE031.pdf>. Acesso em: 4 jun. 2023.

JENSEN, J. R. *et al.* **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. [S.l.]: Prentice-Hall Inc., 1996.

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

JIN, Y.; GUO, J.; YE, H.; ZHAO, J.; HUANG, W.; CUI, B. Extraction of arecanut planting distribution based on the feature space optimization of PlanetScope imagery. **Agriculture**, [S.l.], v. 11, n. 4, p. 371, 2021.

KANGWON NATIONAL UNIVERSITY. **Remote Sensing Lab**. 2024. Disponível em: <http://sar.kangwon.ac.kr/>. Acesso em: 23 out. 2023.

LEE, J. S.; GRUNES, M. R.; DE GRANDI, G. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 37, n. 5, p. 2363–2373, 1999.

LEE, J. S.; PAPATHANASSIOU, K. P.; AINSWORTH, T. L.; GRUNES, M. R.; REIGBER, A. A new technique for noise filtering of SAR interferometric phase images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 36, n. 5, p. 1456–1465, 1998.

LIANG, J.; LIU, D. A local thresholding approach to flood water delineation using Sentinel-1 SAR imagery. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, New York, v. 159, p. 53–62, 2020.

LIN, Y. N.; YUN, S. H.; BHARDWAJ, A.; HILL, E. M. Urban flood detection with Sentinel-1 multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) observations in a Bayesian framework: a case study for Hurricane Matthew. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 11, n. 15, p. 1778, 2019.

LIZ, M. S. M.; RIBAS, R. P. Flood extent delineation using sentinel-1 data as information source: systematic review of processing methods. **Revista Brasileira de Geografia Física**, [S.l.], v. 15, n. 6, p. 3047–3076, 2022.

MALNES, E.; SOLBØ, S.; LAUKNES, I.; EVERTSEN, G. J.; TØLLEFSEN, T. A.; SOLHEIM, I.; INDREGARD, M. Floodman-global near real-time flood monitoring for hydrological users. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE: INNOVATION, ADVANCES AND IMPLEMENTATION OF FLOOD FORECASTING TECHNOLOGY, 17., 2005, Tromsø, Norway. **Proceedings** [...]. Tromsø, Norway, 2005.

MARQUARDT, D. W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. **Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics**, [S.l.], v. 11, n. 2, p. 431–441, 1963.

MASON, D. C.; DANCE, S. L.; CLOKE, H. L. Toward improved urban flood detection using Sentinel-1: dependence of the ratio of post-to preflood double scattering cross sections on building orientation. **Journal of Applied Remote Sensing**, Bellingham, WA, v. 17, n. 1, p. 016507–016507, 2023.

MASON, D. C.; DANCE, S. L.; VETRA-CARVALHO, S.; CLOKE, H. L. Robust algorithm

for detecting floodwater in urban areas using synthetic aperture radar images. **Journal of Applied Remote Sensing**, Bellingham, WA, v. 12, n. 4, p. 045011–045011, 2018.

MASON, D. C.; GIUSTARINI, L.; GARCIA-PINTADO, J.; CLOKE, H. L. Detection of flooded urban areas in high resolution synthetic aperture radar images using double scattering. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [S.l.], v. 28, p. 150–159, 2014.

MASON, D. C.; SPECK, R.; DEVEREUX, B.; SCHUMANN, G. J.-P.; NEAL, J. C.; MATGEN, P.; HOSTACHE, R.; SCHUMANN, G.; PFISTER, L.; HOFFMANN, L.; SAVENIJE, H. Towards an automated SAR-based flood monitoring system: Lessons learned from two case studies. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, [S.l.], v. 36, n. 7-8, p. 241–252, 2011.

MAYER, T.; POORTINGA, A.; BHANDARI, B.; NICOLAU, A. P.; MARKERT, K.; THWAL, N. S.; MARKERT, A.; HAAG, A.; KILBRIDE, J.; CHISHTIE, F. *et al.* Deep learning approach for Sentinel-1 surface water mapping leveraging Google Earth Engine. **ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, [S.l.], v. 2, p. 100005, 2021.

MENESES, P. R.; DE ALMEIDA, T.; BAPTISTA, G. M. M. **Reflectância dos materiais terrestres**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2019.

MESENBET, Y. S. *et al.* Water balance of the Juba and Shabelle rivers in Ethiopia-Somalia. **International Research Journal of Agricultural Science and Soil Science**, [S.l.], v. 4, n. 4, p. 65–75, 2014.

NICO, G.; PAPPALEPORE, M.; PASQUARIELLO, G.; REFICE, A.; SAMARELLI, S. Comparison of SAR amplitude vs. coherence flood detection methods-a GIS application. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 21, n. 8, p. 1619–1631, 2000.

NOVO, E. M. L. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. [S.l.]: Blucher, 1989.

O'HARA, R.; GREEN, S.; MCCARTHY, T. The agricultural impact of the 2015–2016 floods in Ireland as mapped through Sentinel 1 satellite imagery. **Irish Journal of Agricultural and Food Research**, [S.l.], v. 58, p. 44–65, 2019.

OTSU, N. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, [S.l.], v. 9, n. 1, p. 62–66, 1979.

OTTINGER, M.; KUENZER, C. Spaceborne L-band synthetic aperture radar data for geoscientific analyses in coastal land applications: a review. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 12, n. 14, p. 2228, 2020.

PARADELLA, W. R.; MURA, J. C.; GAMA, F. F. **Monitoramento DInSAR para mineração e geotecnia**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2021.

PEKEL, J.-F.; COTTAM, A.; GORELICK, N.; BELWARD, A. S. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. **Nature**, London, v. 540, n. 7633, p. 418–

422, 2016.

PULVIRENTI, L.; PIERDICCA, N.; CHINI, M. Analysis of COSMO-SkyMed observations of the 2008 flood in Myanmar. **Italian Journal of Remote Sensing**, Cagliari, Italy, v. 42, n. 1, p. 79–90, 2010.

ROSENFELD, G. H.; FITZPATRICK-LINS, K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, [S.l.], v. 52, n. 2, p. 223–227, 1986.

SARAIVA, C. S. A. **Avaliação do potencial das imagens Sentinel-1 para identificação de culturas agrícolas**. 2015. Tese (Doutorado) – Universidade de Lisboa, Lisboa, 2015.

SARAIVA, M.; PROTAS, E.; SALGADO, M.; SOUZA JR, C. Automatic Mapping of Center Pivot Irrigation Systems from Satellite Images Using Deep Learning. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 12, n. 3, p. 558, 2020.

SAUSEN, T. M.; LACRUZ, M. S. P. **Sensoriamento remoto para desastres**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2015.

SI SALAH, H.; GOLDIN, S. E.; REZGUI, A.; NOUR EL ISLAM, B.; AIT-AOUDIA, S. What is a remote sensing change detection technique? Towards a conceptual framework. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 41, n. 5, p. 1788–1812, 2020.

SNOEIJ, P.; ATEMA, E.; DAVIDSON, M.; LEVRINI, G.; ROMMEN, B.; FLOURY, N. Sentinel-1 csar mission status. *In: SENSORS, SYSTEMS, AND NEXT-GENERATION SATELLITES*, 13. **Proceedings [...]**. [S.l.]: SPIE, 2009. p. 13–24.

TAMWING, D. S.; MONTEFUSCO, C. d. L. A.; SERRANO, R. O. P.; MESQUITA, A. A.; VALE MOREIRA, J. G. do. Caracterização do regime fluvial da bacia hidrográfica do rio acre. **Research, Society and Development**, [S.l.], v. 10, n. 17, p. e93101724461–e93101724461, 2021.

TANIM, A. H.; McRAE, C. B.; TAVAKOL-DAVANI, H.; GOHARIAN, E. Flood detection in urban areas using satellite imagery and machine learning. **Water**, [S.l.], v. 14, n. 7, p. 1140, 2022.

TUCCI, C.; URBANAS, I. **Abrh/rhama**. Porto Alegre: ABRHidro, 2007.

WANG, K.; XU, X.; FIALKO, Y. Improving burst alignment in tops interferometry with bivariate enhanced spectral diversity. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, [S.l.], v. 14, n. 12, p. 2423–2427, 2017.

WANG, Z.; ZHANG, C.; ATKINSON, P. M. Combining SAR images with land cover products for rapid urban flood mapping. **Frontiers in Environmental Science**, [S.l.], v. 10, p. 973192, 2022.

WOODHOUSE, I. *et al.* **Introduction to microwave remote sensing. Introduction to Microwave Remote Sensing**. [S.l.]: Taylor & Francis, 2006.

ZANOTTA, D. C.; FERREIRA, M. P.; ZORTEA, M. **Processamento de imagens de satélite**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2019.

ZEBKER, H. A.; VILLASENOR, J. et al. Decorrelation in interferometric radar echoes. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 30, n. 5, p. 950–959, 1992.

ZHANG, H.; QI, Z.; LI, X.; CHEN, Y.; WANG, X.; HE, Y. An urban flooding index for unsupervised inundated urban area detection using Sentinel-1 polarimetric SAR images. **Remote Sensing**, Basel, Switzerland, v. 13, n. 22, p. 4511, 2021.

ZHANG, M.; LEE, H.; SHUM, C.; ALSDORF, D.; SCHWARTZ, F.; TSENG, K.; YI, Y.; KUO, C.; TSENG, H.; BRAUN, A.; CALMANT, S.; FILIZOLA, N.; SEYLER, F. Application of retracked satellite altimetry for inland hydrologic studies. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 31, n. 14, p. 3913–3929, 2010.