UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA- PPGEA

MAPEAMENTO DAS ÁREAS INUNDÁVEIS DO MÉDIO SÃO FRANCISCO UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO E MODELO HAND.

Felipe Nunes Mesquita

Dissertação de Mestrado

Brasília-DF: dezembro / 2019

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

MAPEAMENTO DAS ÁREAS INUNDÁVEIS DO MÉDIO SÃO FRANCISCO UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO E MODELO HAND

Felipe Nunes Mesquita

Orientador: Dr. Osmar Abílio de Carvalho Júnior

Dissertação de Mestrado

Brasília – DF: dezembro / 2019

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

MAPEAMENTO DAS ÁREAS INUNDÁVEIS DO MÉDIO SÃO FRANCISCO UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO E MODELO HAND

Felipe Nunes Mesquita

Dissertação de Mestrado submetida ao Departamento de Geografia da Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Grau de Mestre em Geografia, área de concentração Gestão Ambiental e Territorial, opção Acadêmica

Aprovado por:

Osmar Abílio de Carvalho Júnior, Doutor (Geografia – UnB) (Orientador)

Fernando Campagnoli, Doutor (Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL) (Examinador Externo)

Guilherme Borges Fernandez, Doutor (Universidade Federal Fluminense - UFF) (Examinador Externo)

Waleska Valença Manyari, Doutora (Geografia – UnB) (Examinador Interno/Suplente)

Brasília-DF, 06 de dezembro de 2019

Mesquita, Felipe Nunes		
Mapeamento das áreas inundáveis do Médio São Francisco utilizando técnicas de processamento digital de imagens de Sensoriamento Remoto e modelo HAND. p. 43. (UnB-IH-GEA, Mestre, Gestão Ambiental e Territorial, 2019).		
1. Sensoriamento Remoto.	2. Áreas Inundáveis.	
3. Rio São Francisco.	4. Índices espectrais.	
5. SAR.		
I. UnB- IH- GEA	II. Título (Série)	

É concedida à Universidade de Brasília permissão para produzir cópias desta dissertação e emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

Felipe Nunes Mesquita

RESUMO

As áreas inundáveis desempenham funções ecológicas primordiais para a manutenção do equilíbrio ecológico dos ecossistemas aquáticos e terrestres. Ademais as áreas inundáveis são fundamentais para o sustento de diversas atividades humanas. No entanto, essas áreas vêm sofrendo diversos distúrbios decorrentes das ações antrópicas. O presente trabalho visou realizar a análise da dinâmica fluvial em um trecho do rio São Francisco, localizado entre os municípios de Barra, Pilão Arcado e Xique-Xique, Bahia. Dessa forma, foi calculada a Linha Média das Enchentes Ordinárias (LMEO) e aplicadas técnicas de processamento digital nas imagens Landsat-8/OLI-TIRS e Sentinel-1 (SAR). Os índices espectrais MNDWI, NDWI e AWEI foram aplicados em duas imagens Landsat-8, uma representando a cota do rio próxima à LMEO e a outra um período de seca. A detecção dos alvos de água nas imagens foi feita a partir da técnica de threshould. O índice MNDWI demonstrou maior valor de acurácia, com índice kappa superior a 0,9. Também foi realizada uma análise multitemporal da dinâmica fluvial entre os anos de 2005 e 2019, empregando imagens Landsat 5 e Landsat 8. Em seguida, foram obtidas duas imagens Sentinel-1 representando a cota máxima e mínima do rio, entre os anos 2016 e 2017. Aplicou-se a técnica de *threshould* para a classificação da água nas imagens. O maior valor de acurácia demonstrado pelo índice kappa nas imagens Sentinel-1 foi 0,47. Além disso, foi gerado o modelo digital HAND da região e delimitada os terrenos marginais, a fim de realizar o levantamento das áreas inundáveis. Por último, foram realizadas simulações de cotas do rio no modelo HAND, as quais demonstraram valor de acurácia superior a 96,67%.

PALAVRAS CHAVES: detecção de água, áreas inundáveis, Médio São Francisco, MNDWI, NDWI, AWEY, Sentinel-1, Landsat-8, Landsat-5, HAND, MDE, LMEO.

ABSTRACT

Wetlands play a key role in ecological balance process of aquatic and terrestrial ecosystems. In addition, wetlands are crucial because support various human activities. However, anthropogenic actions have impacted these areas. The objective of the present study was to map the wetlands in a section of São Francisco River, using radar (SAR) and optical image processing. The study area is located between the counties of Barra, Pilão Arcado and Xique-Xique, Bahia. Were employed Sentinel-1, Landsat-8/OLI and Landsat-5/TM images. A HAND model was also generated from DEM to map the wetlands. Data from the São Francisco historical series were used to calculate the Limit from Ordinary Flood (LFOF). MNDWI, NDWI and AWEI were applied on two Landsat-8 images, one image representing the flood, with river level like LFOF, and the other image representing the driest period. This process was taken to determine which index demonstrated the best result for water detection. We used threshold technique to water extraction. The MNDWI showed the highest accuracy, Kappa index was greater than 0.9. A multitemporal analysis of river dynamics, between 2005 and 2019, was also performed, using Landsat images. Two Sentinel-1 images, representing the maximum and minimum level of the river, between 2016 and 2017, were obtained. Threshold technique was applied in Sentinel-1 images for open water extraction. The highest accuracy demonstrated by Kappa on Sentinel-1 images was 0.47. River simulations were performed in HAND model, which presented an accuracy higher than 96.67%

KEYWORDS: wetlands, water detection, Médio São Francisco, Sentinel-1, MNDWI, NDWI, AWEY, Landsat-8, Landsat-5, HAND, DEM.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURASvii
LISTA DE TABELASviii
LISTA DE SIGLASix
1. INTRODUÇÃO
2. ÁREA DE ESTUDO
2. MATERIAIS E MÉTODOS
3.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS TOPOGRÁFICOS E FLUVIOMÉTRICOS15
3.2 CÁLCULO DA LMEO16
3.3 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO17
3.4 ANÁLISE DA DINÂMICA FLUVIAL EMPREGANDO IMAGENS LANDSAT. 20
3.5 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS SENTINEL-1
3.6 HIGHEST ABOVE NEAREST DRAINAGE (HAND)
4. RESULTADOS
4.1 ANÁLISE DA DINÂMICA FLUVIAL EMPREGANDO IMAGENS LANDSAT23
4.2. DETECÇÃO DA VARIAÇÃO DO NÍVEL DA ÁGUA NAS IMAGENS SENTINEL-
1
4.3. HAND
5. CONCLUSÃO
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de Localização da Área de Estudo	14
Figura 2 - Fluxograma do trabalho	15
Figura 3 - Cotas máximas anuais e LMEO.	17
Figura 4 - Cotas diárias (2015 – 2019) e LMEO	17
Figura 5 - Demonstração dos índices normalizados de água NDWI, MNDWI,	AWEI e
composição colorida (RGB-654) na imagem Landsat-8.	
Figura 6 - Classificação das imagens MNDWI.	25
Figura 7 - Imagens Landsat 8-OLI da cheia (07/02/2016) e da seca (23/10/2017)	
Figura 8 - Diferença do nível do rio São Francisco entre as imagens Landsat-8/OLI	
Figura 9 - Imagens Landsat 2005 - 2019	
Figura 10 - Cotas máximas mensais (2005-2019) e LMEO	
Figura 11 - Mapa diferença do nível do rio São Francisco entre as imagens Senti	nel-1 de
21/12/2016 e 05/10/2017.	
Figura 12 - Demonstração diferença de textura da vegetação entre os períodos de s	eca(A) e
chuva (B) nas imagens Sentinel-2.	
Figura 13 - Modelo HAND.	
Figura 14 - Mapa dos terrenos marginais.	

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Nomenclatura das Cartas Topográficas	16
Tabela 2 - Data das imagens Landsat empegadas na análise multitemporal da dinâm	ica fluvial.
	18
Tabela 3 - Bandas espectrais das imagens Landsat-8 e Landsat-5 Collection 1, Leve	el 2 19
Tabela 4 - Valores máximos e mínimos; desvio padrão e média do retroespalhamer	ito da água
nas imagens Sentinel- 1	
Tabela 5 - Acurácia da classificação dos índices normalizados de água, imagen	s Landsat-
8/OLI	25
Tabela 6 - Datas das imagens Landsat e cotas correspondntes.	29
Tabela 7 - Acurácia mapeamento de corpos hídricos imagem Sentinel-1	
Tabela 8 - Índice Kappa e desempenho da classificação.	
Tabela 9 - Erros de omissão e comissão imagens Sentinel-1.	
Tabela 10 - Análise de acurácia do modelo HAND	

LISTA DE SIGLAS

ANA - Agência Nacional de Águas APP - Áreas de Proteção Permanente AWEY - Automatic Water Extraction Index CBHSF - Comitê da Bacia Hidrográfica do São Francisco ESA - European Space Agency **GRD** - Ground Range Detection HAND - Highest Above Nearest Dreinage IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística IW - Interferometric Wide Swath LMEO - Linha Média das Enchentes Ordinárias LUT - look up table MDE - Modelo Digital de Elevação MMA - Ministério do Meio Ambiente MNDWI - Modified Normalized Difference Water Index NDWI - Normalized Difference Water Index OLI - Operational Land Imager SAR - Synthetic Aperture Radar **SNAP** - Sentinel Application Platform SPU - Secretária de Patrimônio Da União SRTM - Shuttle Radar Topographic Mission TIRS - Thermal Infrared Sensor USGS - United States Geological Survey UTM - Universal Transversor Mercator WGS - World Geodetic System

1. INTRODUÇÃO

O conhecimento da variação espacial e temporal da dinâmica fluvial é de grande importância para o gerenciamento dos recursos hídricos e planejamento do uso da terra em uma bacia hidrográfica (AMLER et al., 2015). Um dos fenômenos mais importantes na dinâmica fluvial são as inundações periódicas nas planícies, resultantes do extravasamento das águas do leito menor dos rios durante os períodos de cheia (TUCCI, 2005) ou pelo afloramento do lençol freático em terrenos de baixadas (SILVA et al., 2012). As áreas inundáveis atuam diretamente nos ciclos biogeoquímicos e desempenham diversas funções ecológicas como estabilização do regime hidrológico, filtragem de sedimentos e poluentes, recarga dos aquíferos e suporte para a biodiversidade (WHITE et al., 2015). No entanto, as ações antrópicas decorrentes do crescimento populacional, urbanização acelerada e atividades agropecuárias alteram esses ecossistemas, provocando perdas de habitats e biodiversidade (MILLENNIUM ECOSYSTEM ASSESSMENT, 2005; ALL et al., 2008). A pressão antrópica sobre as zonas inundáveis deve ser monitorada e fiscalizada devido à relevância dessas áreas na manutenção da qualidade ambiental dos sistemas fluviais e da funcionalidade dos diversos ecossistemas (HAN et al., 2015). O conhecimento da dinâmica fluvial e da distribuição espacial dessas áreas é fundamental para tomada de ações e implementação de medidas que visem sua conservação.

No Brasil, as áreas inundáveis dos rios federais são consideradas estratégicas do ponto de vista ambiental, social e econômico. Além de estarem situadas em Áreas de Proteção Permanente (APP), essas áreas são de domínio público, sendo amparadas por um tratamento especial no ordenamento jurídico-constitucional. De acordo com o artigo 20, inciso III da Constituição da República Federativa do Brasil de 1988, são bens patrimoniais de domínio da União "os rios e quaisquer correntes de água em terrenos de seu domínio, ou que banhem mais de um Estado, sirvam de limites com outros países, ou se estendam a território estrangeiro ou dele provenham, bem como os terrenos marginais e as praias fluviais". Os terrenos marginais foram definidos, no Art. 4º do Decreto-Lei n 9.760, de 5 de setembro de 1946, como áreas "banhadas pelas correntes navegáveis, fora do alcance das marés, indo a distância de 15 (quinze) metros, medidos horizontalmente para a parte da terra, contados desde a Linha Média das Enchentes Ordinárias (LMEO)" (BRASIL, 1946). A LMEO é determinada a partir de registros dos dados da série histórica da cota de um rio (SPU, 2001). Por conseguinte, o conhecimento das inundações periódicas dos rios é fundamental para a delimitação da LMEO e demarcação dos terrenos marginais. Os terrenos marginais estão distribuídos em todo o

território nacional, ocupando áreas extensas, o que torna muito dispendioso a sua demarcação (SPU, 2016). Um dos grandes problemas observados é a carência de informações espaciais sistematizadas e acuradas sobre a distribuição das áreas inundáveis na superfície terrestre (WHITE et al., 2015). Esse fato demonstra a necessidade do desenvolvimento de novos métodos voltados para a demarcação das áreas inundáveis e dos terrenos marginais.

As técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto são eficientes para o mapeamento das áreas inundáveis (ACHARYA et al., 2019; GARG, 2015; KAPLAN; AVDAN, 2018). Nas últimas décadas, imagens obtidas por sensores remotos de radar e óticos têm sido amplamente empregadas com esse propósito (OZESMI; BAUER, 2002; ALSDORF et al., 2007; KO et al., 2015), devido às vantagens na otimização dos levantamentos e diminuição do custo operacional (MORADI et al., 2017; DE VRIES et al., 2017). As imagens Landsat têm sido amplamente usadas no mapeamento das áreas inundáveis em virtude das suas características espectrais e por conter uma longa série histórica (BAKER et al., 2006; GUO et al., 2017). Nas imagens óticas, o índice espectral consiste em uma das principais técnicas de detecção de água (JONES, 2015; JI et al., 2009; DENG et al., 2017), aumentando o contraste dos corpos hídricos e os demais alvos de terreno (ACHARYA et al., 2019). Os índices espectrais exploram a variação da radiação do infravermelho, na qual a água apresenta alta absorção, enquanto os alvos terrestres como vegetação e solo seco possuem alta reflectância (MCFEETERS, 1996; HUANG et al., 2014). Dentre os índices propostos podem ser citados: Normalized Difference Water Index (NDWI) (MCFEETERS, 1996), Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) (XU, 2006), e Automatic Water Extraction Index (AWEI) (FEYSA et al., 2014).

No entanto, a aquisição de dados de sensores óticos pode ser dificultada por causa das condições atmosféricas. Algumas regiões, como as equatoriais, dependendo do período do ano, não há como se obter dados da superfície devido à grande incidência de nuvens (MARTINIS; RIEKE, 2015). Uma solução encontrada para esse obstáculo é o uso de imagens de radar (*Radio Detection and Ranging*), pois o comprimento de ondas da radiação eletromagnética na faixa das micro-ondas é capaz de atravessar as micropartículas de gases da atmosfera e obter dados da superfície mesmo em condições de nebulosidade (LEE et al., 1994). A radiação eletromagnética da faixa das micro-ondas emitida pela antena dos sensores de radar apresenta uma forma particular de interação com os alvos de corpos d'água abertos. A água possui uma alta constante dielétrica e é refletora especular, apresentando, por conseguinte, um baixo sinal de retorno do retroespalhamento em corpos hídricos sem grandes ondas (WHITE et al., 2015).

Trabalhos utilizando sensores de radar para mapeamentos das áreas inundáveis foram desenvolvidos em diversas regiões do planeta como Grécia (CHATZIANTONIOU et al., 2017), Canadá (MAHDIANPARI et al., 2017), África (LEE et al., 2014) entre outros. O Sentinel-1 é um SAR (Synthetic Aperture Radar), que opera na banda C, capaz de realizar mapeamentos dos corpos d'água em um período de revisita de 12 dias, permitindo acompanhar a dinâmica fluvial e as inundações periódicas (MLECZKO; MRÓZ, 2018) A polarização da onda emitida pelos sensores de radares influencia na forma como ela interage com as feições sobre a superfície terrestre. Um estudo realizado por Matgen et al., (2011) demonstra que os dados providos a partir das polarizações HH e VH apresentaram melhores resultados na detecção de água, tendo destaque a polarização HH.

Os Modelos Digitais de Elevação (MDE) são produtos capazes de prover informações topográficas e hidrológicas que contribuem para o mapeamento de áreas inundáveis (SANDERS, 2007; WILSON et al., 2007; SPECKHANN et al., 2018). Os MDE correspondem a uma representação matricial do terreno em que cada célula representada está associada a um valor altimétrico (CÂMARA et al., 2001). Através da aplicação de técnicas de geoprocessamento, é possível realizar modelagens hidrológicas e produzir informações a respeito das áreas suscetíveis a inundações (RENNÓ et al., 2008; NOBRE et al., 2008; SPECKHANN et al., 2018). Uma técnica baseada em MDE para mapear as áreas inundáveis é o HAND (Highest Above Nearest Dreinage) (MOMO et al., 2016). O HAND é um modelo gerado através de um algoritmo que normaliza a diferença da altitude do MDE em relação aos canais de drenagens mais próximos (NOBRE et al., 2008). O algoritmo de normalização reclassifica os valores de altitude das células do MDE baseado na diferença entre a cota do canal mais próximo e as cotas das áreas adjacentes. Os valores das células são reajustados de acordo com a cota das drenagens (RENNÓ et al., 2008). Essa normalização revela a distribuição do potencial gravitacional do terreno. Desse modo, as células localizadas próximas as drenagens que apresentam pouca diferença altimétrica são mais suscetíveis a inundação (NOBRE et al., 2008).

A presente pesquisa possui como objetivo geral avaliar a dinâmica do rio São Francisco, entre os municípios de Pilão Arcado, Barra e Xique-Xique (BA). Para isso foi: a) calculada a LMEO; b) mapeada a variação do rio a partir de imagens óticas Landsat-8 e Sentinel-1 (SAR); c) avaliada a dinâmica multitemporal do rio entre os anos de 2005 e 2019 nas imagens Landsat-5 e Landsat-8; d) mapeado os terrenos marginais através do HAND.

2. ÁREA DE ESTUDO

Com diferentes características ambientais, sociais e econômicas; a bacia do rio São Francisco ocupa 7.5% do território brasileiro. A bacia possui quatro regiões fisiográficas a fim de conciliar as políticas de planejamento de acordo com as especificidades de cada região. As unidades fisiográficas consideram o sentido do rio e as variações de altitude (CBHSF, 2015): (a) Alto São Francisco abrangendo suas cabeceiras até o limite do município de Pirapora, em Minas Gerais; (b) Médio São Francisco que inicia em Pirapora, onde começa o trecho navegável, e se estende até o município de Remanso, na Bahia; (c) Sub-Médio, entre Remanso e o município de Paulo Afonso, na Bahia; e (d) Baixo, onde começa em Paulo Afonso e flui até a foz, na divisa dos estados de Sergipe e Alagoas.

A área de estudo abrange a região fisiográfica do Médio São Francisco, englobando os municípios de Pilão Arcado, Barra e Xique-Xique, localizados entre as coordenadas geográficas 42°46'01" O /42°29'20" O e 10°28'24" S/ 10°44'00" S (**Figura 1**). O clima da área de estudo é classificado como tropical semiárido (BShW), conforme a classificação de Koppen (1948). Os registros climáticos médios anuais são 600 mm de pluviosidade, 27°C de temperatura e 2.900 mm de evaporação (MMA, 2004). As maiores temperaturas são registradas entre outubro e maio. O período chuvoso ocorre entre os meses de outubro e abril, sendo os meses de janeiro, fevereiro e março os de maior registro de pluviosidade. O período de estiagem acontece entre os meses de maio e setembro, sendo os meses de agosto e setembro aqueles com maiores taxas de evaporação (MMA, 2004). A área está inserida no polígono das Secas, território reconhecido pela legislação como sujeita a períodos críticos de prolongadas estiagens. Sendo assim, a preservação e o gerenciamento dos recursos hídricos dessa região são primordiais.

Os modelados da paisagem estão associados principalmente às depressões, planícies e terraços fluviais, destacando-se a Depressão do Médio-Baixo Rio São Francisco, os Campos de Dunas do Médio Rio São Francisco e as Planícies Fluviais (IBGE, 2006). As superfícies de dissecação ocorrem nas áreas de transições das zonas de chapadas para as depressões.



A vegetação predominante na região é a caatinga, constituída por formações xerófilas, lenhosas e deciduais. A vegetação normalmente é espinhosa, com presença de plantas suculentas, tanto com padrão arbóreo como arbustivo. A caatinga apresenta um estrato herbáceo estacional (IBGE, 2012).

A agricultura irrigada é a principal atividade de uso da água do rio São Francisco com grandes impactos no ambiente aquático (ANA, 2014; CBHSF, 2015; OLIVEIRA et al., 2017). Na região, as áreas agrícolas situam-se preferencialmente ao longo das margens do rio São Francisco, nas zonas periodicamente inundáveis (SILVA et al., 2010; CBHSF, 2015). Dessa forma, o conhecimento da distribuição espacial das áreas inundáveis na região é imprescindível para a elaboração de ações estratégicas visando a conservação, o planejamento do uso do solo ao redor dessas áreas, o gerenciamento dos recursos hídricos e a recuperação das áreas degradadas.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

A presente pesquisa utilizou dados topográficos, dados fluviométricos e imagens Landsat-5-TM, Landsat-8-OLI/TIRS e Sentinel-1. A **Figura 2** demonstra as etapas e os passos metodológicos adotados no estudo.





3.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS TOPOGRÁFICOS E FLUVIOMÉTRICOS.

As seis cartas topográficas utilizadas são do Sistema Cartográfico Nacional produzidas pelo Exército Brasileiro em formato vetorial na escala de 1:25.000, contendo curvas de nível,

pontos cotados do relevo e rede hidrográfica (**Tabela 1**). A série histórica utilizada (01/10/1925 a 01/10/2018) das cotas dos níveis de água do rio São Francisco foi da estação fluviométrica de Barra (cód. 46998000), pertencente à Agência Nacional de Águas (ANA).

Tabela 1 - Nomenclatura das Cartas Topográficas.	
Código da Carta	Nome da Carta
SC-23-Z-B-V-2-NO	Bebedouro
SC-23-Z-B-V-2-NE	Nova Bela Vista
SC-23-Z-B-V-2-SE	Rumo
SC-23-Z-B-V-2-SO	Vacaria
SC-23-Z-B-II-4-SO	Vereda de São Domingos
SC-23-Z-B-II-4-SE	Vila Saldanhamarinho

Fonte: Exército Brasileiro

3.2 CÁLCULO DA LMEO

A LMEO é estabelecida pelas instituições governamentais brasileiras para o processo de demarcação dos terrenos marginais dos rios de domínio da União (SPU, 2001; BRASIL, 1946). O cálculo da LMEO é baseado na série histórica do nível do rio. Nesse cálculo, são consideradas as cotas máximas anuais das enchentes com período de recorrência maior ou igual a 3 anos, desconsiderando-se as enchentes com período de recorrência igual ou superior a 20 anos (SPU, 2001).

Nesse contexto, uma seleção das maiores cotas anuais dentro da série temporal 1925-2018 foi realizada, obtendo 93 registros de cotas máximas anuais. Esses dados foram ordenados de forma decrescente e definido o período de recorrência das inundações ordinárias. O período de recorrência de 3 e 20 anos foi empregado, visando a não inclusão de fenômenos raros que podem causar distorções no modelo. Foram então empregados dois valores de recorrência. O resultado da divisão entre o total de cotas máximas anuais da estação (93) e o período de recorrência em anos (3 e 20) representa o quantitativo de cotas de enchente com recorrência dentro do período. As enchentes de período de recorrência inferior a 3 anos e superiores ou iguais a 20 anos foram descartadas do cálculo.

- Recorrência 20 anos: 93/20 = 4,65 ≅ 5
- Recorrência 3 anos: 93/3 = 31
- Diferenças entre as recorrências 31-5 =26

Portanto, dentre os 92 registros de cota listados em ordem decrescente, foram desconsiderados os 5 primeiros. Em seguida, a cota da LMEO foi obtida pela média aritmética dos 26 registros subsequentes, a qual resultou 684,27 cm. A **Figura 3** demonstra o cruzamento entre os valores máximos das cotas anuais e a LMEO, entre 1925 e 2018. A **Figura 4** representa a LMEO e as cotas diárias, entre 01/01/2015 e 31/07/2019.





3.3 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO.

Considerando as datas quando o rio atingiu a cota da LMEO (Figuras 3 e 4), foram buscadas imagens Landsat sem incidência de nuvens nas correspondentes datas. A imagem

Landsat-8 do dia 07 de fevereiro de 2016 foi selecionada por ser a cota mais próxima da LMEO (649 cm) sem incidência de nuvens. Visando analisar a variação espacial do rio, foi adquirida também uma imagem Landsat-8 de 23/10/2017, por representar o nível de cota mais baixo do rio (68,5cm) dos últimos quatro anos.

Além da definição da variação da inundação ocorrida a partir de uma cota similar à LMEO, foi realizada também uma análise multitemporal da dinâmica fluvial, entre os anos de 2005 e 2019. A análise foi realizada mediante oito imagens Landsat. Foram buscadas imagens sem cobertura de nuvens que representassem o período da cheia (dezembro a abril), em um intervalo de dois anos, contados a partir de 2005 (**Tabela 2**). Durante o período de cheia do ano de 2007, não havia imagens sem incidência de nuvens, e por isso foi selecionada a imagem de 28/12/2006.

Data	Série/Sensor
07/01/2005	Landsat 5/TM
28/12/2006	Landsat 5/TM
18/01/2009	Landsat 5/TM
08/01/2011	Landsat 5/TM
31/12/2013	Landsat 8/OLI
03/01/2015	Landsat 8/OLI
24/01/2017	Landsat 8/OLI
30/01/2019	Landsat 8/OLI

Tabela 2 – Data das imagens Landsat empegadas na análise multitemporal da dinâmica fluvial.

As imagens Landsat foram adquiridas no site da United States Geological Survey (USGS) (https://earthexplorer.usgs.gov/). As imagens utilizadas são da série *Collection* 1, *Level* 2, sendo essas ortorretificadas e com correção atmosférica. As imagens Landsat-8 corrigidas possuem 7 bandas espectrais (**Tabela 3**), resolução espacial de 30 metros, revisita temporal de 16 dias e resolução radiométrica de 16 bits. As imagens Landsat-5/TM possuem 6 bandas espectrais resolução temporal de 16 dias e resolução radiométrica de 8 bits. A área de estudo compreende a cena 218/067.

imagens Landsat 8			
Bandas	λ (μm)	Resolução Espacial (m)	
Banda 1- Coastal Aerosol	0,43-0,45	30	
Banda 2-Azul	0,45-0,51	30	
Banda 3- Verde	0,53-0,59	30	
Banda 4- Vermelho	0,64-0,67	30	
Banda 5- Infravermelho próximo	0,85-0,88	30	
Banda 6- Infravermelho de ondas curtas 1	1,57-1,65	30	
Banda 7- Infravermelho de ondas curtas 2	2,11-2,29	30	
Imagens Landsat 5			
Bandas	λ (μm)	Resolução Espacial (m)	
Banda 1- Azul	0,45-0,52	30	
Banda 2- Verde	0,50-0,60	30	
Banda 3- Vermelho	0,63-0,69	30	
Banda 4- Infravermelho de ondas curtas	0,76-0,90	30	
Banda 5- Infravermelho próximo	1,55-1,75	30	
Banda 7- Infravermelho de ondas curtas	2,08-2,35	30	

Tabela 3 - Bandas espectrais das imagens Landsat-8 e Landsat- 5 Collection 1, Level 2.

Fonte: United States Geological Survey (USGS)

Foram obtidas duas imagens Sentinel-1, com o intuito de testar o potencial dessas no processo de detecção dos corpos d'água na região. As imagens foram obtidas no site da *European Space Agency* (https://scihub.copernicus.eu/), pertencendo à categoria *level* 1 - *Ground Range Detection* (GRD), com modo de aquisição *Interferometric Wide Swath* (IW). Esse modo de imageamento opera com ângulo de incidência que varia entre 29,1° e 46°, podendo gerar uma imagem com uma faixa (*slant-range*) de 250 km. As imagens GRD já são projetadas para superfície (*ground-range*) através do modelo de elipsoide do WGS-1984 e possuem processamento *multilook*, visando melhorar a correção geométrica e a resolução espacial da imagem (ESA, 2019).

As polarizações disponibilizadas pelo sensor Sentinel- 1 no modo IW são VH e VV. A polarização utilizada foi a VH, com tamanho de *pixel* de 9.97 metros (*range*) por 7,67 metros (azimute). O satélite possui um período de revisita na área de estudo de doze dias, e o início da série contínua de imagens foi a partir de outubro de 2016. Com base nos valores das cotas diárias do rio, foram obtidas duas imagens da região representando a cota máxima e mínima, entre 01/11/2016 e 01/11/2017. A maior cota observada no período foi de 294 cm, em 21/12/2016. A menor foi de 74 cm no dia 05/10/2017.

3.4 ANÁLISE DA DINÂMICA FLUVIAL EMPREGANDO IMAGENS LANDSAT.

3.4.1 LMEO: análise espacial da variação

A análise da variação da água foi definida a partir da imagem Landsat-8 do dia 07 de fevereiro de 2016, que possui a cota mais próxima da LMEO (649 cm). Em contraste, a imagem de 23/10/2017 foi empregada por representar o nível de cota baixo do rio (68,5cm). Os índices normalizados utilizados para detecção de água nas referidas imagens são descritos pelas seguintes formulações:

$$NDWI = \frac{\rho band3 - \rho band5}{\rho band3 + \rho band5}$$
(1)

$$MNDWI = \frac{\rho band3 - \rho band7}{\rho band3 + \rho band7}$$
(2)

$$AWEI = 4 \times (\rho band2 - \rho band5) - 0.25 \times \rho band4 + 2.75 \times \rho band7$$
(3)

O delineamento dos corpos d'água foi feito mediante a aplicação de um valor limite (*threshould value*) (LI et al., 2013; XU, 2006; EL ASMAR; HEREHER, 2011). Normalmente, os índices normalizados de água apresentam valores positivos para o alvo e valores negativos para os demais alvos (MCFETTERS, 1996; XU, 2006). Portanto, os *pixels* superiores a zero foram classificados como água e os demais, como não água.

A acurácia da classificação das áreas inundadas pelos índices de água foi obtida comparando com uma classificação gerada a partir da interpretação visual (ROKNI et al., 2014). O processo de segmentação e classificação manual dos segmentos de água utilizou como referência a composição colorida (R6G5B4) e a banda do infravermelho próximo (ROKNI et al., 2014). A análise de acurácia utilizou a matriz de confusão, índice *kappa* e acurácia global (ACHARIA et al., 2018; ROKNI et al., 2014; DONG et al., 2014), permitindo estabelecer o índice espectral com melhor performance para a detecção de água na região. Em seguida foi estabelecida a diferenciação entre as imagens da cheia e seca para demonstrar a amplitude da variação espacial das cotas.

3.4.2 Análise multitemporal (2015-2019).

Para avaliar a tendência fluvial da área de estudo, foi realizada a análise multitemporal da dinâmica fluvial do rio São Francisco utilizando as oito imagens Landsat obtidas entre os anos de 2005 e 2019. As imagens foram correlacionadas com as cotas das respectivas datas para analisar a dinâmica fluvial.

3.5 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS SENTINEL-1

As imagens SAR foram submetidas aos seguintes pré-processamentos: (a) correção pelo arquivo de órbita; (b) correção de terreno; (c) calibração radiométrica; (d) conversão dos dados para decibéis; e (e) filtragem espacial. As imagens foram corrigidas pelo arquivo de órbita das imagens, contendo informações precisas da posição do satélite, sua trajetória e velocidade durante o processo de captura das imagens (ESA, 2019). A correção de terreno utilizou o Modelo Digital de Elevação (MDE) *Shuttle Radar Topographic Mission* (SRTM) de 3 arc/seg, permitindo eliminar as distorções geométricas das imagens. A calibração radiométrica das imagens utilizou o arquivo de constante *sigma look up table* (LUT) para gerar imagens com valores *Sigma 0* (ESA, 2019). Os valores de retroespalhamento das imagens foram convertidos para decibéis (dB) a partir de uma escala logarítmica, facilitando as comparações com resultados de outros trabalhos da literatura (EVANS et al., 2014). Na minimização dos ruídos *speckle*, que afetam a qualidade visual da imagem de radar e reduzem a extração de informações espaciais (LEE et al., 1994; CARVALHO JÚNIOR et al., 2014), foi aplicado o filtro *Gamma* com uma janela de tamanho 5x5 *pixels*. O sistema de projeção estabelecido foi o UTM, zona 23 Sul e datum WGS 1984.

A detecção dos corpos d'água utilizou a técnica de valor limite (*threshould value*) (e.g. MARTINEZ et al., 2007; MATGEN et al., 2011; CHAPMAN et al., 2015). A determinação do melhor valor limite foi baseada na análise dos valores de retroespalhamento nas imagens SAR em pontos amostrais de água. A coleta dos pontos utilizou como auxílio uma imagem ótica Sentinel-2 (RGB-321) do dia 09/10/2017, quando a cota do rio foi de 73 cm, valor abaixo do registrado na imagem SAR de 05/10/2017 (74 cm). As datas próximas das imagens asseguraram pouca diferença no nível do rio e uma coleta em locais com a presença de água nas duas imagens. Foram coletadas um total de 30 amostras, as quais foram distribuídas aleatoriamente no eixo da calha principal do rio São Francisco. A **Tabela 4** apresenta os valores estatísticos

(máximo, mínimo, média e desvio padrão) do retroespalhamento da água. O valor mínimo e máximo de água foi respectivamente: -25,6 dB e -23,3 dB. Dessa forma, todos os pixels com valores menores que o valor máximo da água (-23,3 dB) foram classificados como água e os demais como não água, gerando uma imagem classificada binária.

Tabela 4 - Valores máximos e mínimos; desvio padrão e média do retroespalhamento da água nas imagens Sentinel- 1.

Data	Máximo	Mínimo	Média	Desvio-Padrão
21/12/2016	-24,4	-25,26	-25	0,2
05/10/2017	-23,3	-25,24	-23,9	0,4

A validação da classificação utilizou duas imagens óticas do satélite Sentinel-2-MSIL1C, das épocas de seca e cheia. A imagem do dia 09/10/2017 utilizada na etapa de coleta de pontos foi também aplicada na validação da imagem. A seleção da outra imagem Sentinel-2 considerou a proximidade da data 21/12/2016, a inexistência de cobertura de nuvens, e a cota do rio similar a imagem Sentinel-1 de 21/12/2016 (291 cm). A imagem escolhida foi do dia 21/12/2016, com cota do rio de 340 cm.

As imagens Sentinel-2 foram corrigidas dos efeitos atmosféricos utilizando o programa *Sentinel Application Platform* (SNAP). Os corpos hídricos foram classificados nas imagens a partir da interpretação visual. A matriz de confusão entre a imagem classificada Sentinel-1 e a imagem verdade Sentinel-2 permitiu calcular a acurácia global e o coeficiente *kappa*.

3.6 HIGHEST ABOVE NEAREST DRAINAGE (HAND)

Visando levantar informações hidrológicas da região e das áreas potencialmente inundáveis, foi gerado um MDE hidrologicamente consistente de 10 metros de resolução espacial por meio dos dados vetoriais das cartas topográficas. Os dados vetoriais de entrada utilizados para a produção do MDE foram: os pontos cotados do relevo, a rede de drenagem e as curvas de nível com equidistância de 10 metros. Os dados foram interpolados pelo método *Topo to Raster* disponível no programa *Arcmap 10.4* (HUTCHINSON, 2009). Essa técnica concilia os métodos de interpolação local, como o inverso da distância ponderada, e os métodos de interpolação global, como o *kriging* (NOGUEIRA; AMARAL, 2009). O interpolador impõe restrições que asseguram uma correta representação de direção de fluxo com uma rede de drenagem conectada (HUTCHINSON 2009).

O preenchimento das depressões (*Fill*) foi aplicado no MDE, e em seguida foi realizado o cálculo das direções de fluxos utilizando o método D8 (oito direções de fluxo) (JENSON; DOMINGUES, 1988). Nesse método, a orientação do fluxo de cada célula será direcionada para a célula com menor valor dentre os oito pixels vizinhos (Rennó et al., 2008).

A rede de drenagem local foi transformada para o formato *raster*, que serviu como dado de entrada para a geração do modelo HAND. O nível de detalhamento das drenagens e sua densidade estão diretamente relacionados com a performance do modelo HAND (RENNÓ et al., 2008). Segundo Speckham et al. (2017), a definição do intervalo ideal para a extração dos dados de drenagem é crucial para o desempenho e precisão do modelo HAND. Os dados de drenagem utilizados para a criação do modelo HAND foram as mesmas feições vetoriais utilizadas na geração do MDE. Foram selecionadas e filtradas somente as drenagens do curso principal do rio São Francisco e de seus canais intermitentes anastomosados. Em seguida, realizou-se a normalização da altimetria utilizando a ferramenta HAND disponível no pacote de ferramentas para o *software* ArcGIS *Topography Tools* (DILTS, 2015). Foi delimitada a LMEO e os terrenos marginais da região a partir do modelo HAND. Por último, calculou-se a área e o volume de água na cota da LMEO.

4. RESULTADOS

4.1 ANÁLISE DA DINÂMICA FLUVIAL EMPREGANDO IMAGENS LANDSAT.

4.1.1 LMEO: análise espacial da variação

A **Figura 5** demonstra os índices normalizados de água e a composição colorida (RGB-654) dos dias 07/02/2016 (cota próxima à LMEO) e 23/10/2017 (período de seca). A comparação dos índices espectrais evidência a variação do nível de água entre as duas datas devido às condições ambientais distintas.

Figura 5 - Demonstração dos índices normalizados de água NDWI, MNDWI, AWEI e composição colorida (RGB-654) na imagem Landsat-8.



A **Tabela 5** lista os resultados das classificações dos índices normalizados de água. A classificação empregando o MNDWI apresentou maior acurácia que os demais índices em ambas imagens (**Figura 6**). A acurácia global da classificação da água pelo índice MNDWI é semelhante de outros estudos usando imagens Landsat, obtendo valores superiores a 95% (XU, 2006; ROKNI et al., 2014).

Tabela 5 - Acutacia da classificação dos indices normanizados de agua, imagens Landsat-6/0E1.			
Índice Normalizador de água	Índice de Acurácia Global	Índice Kappa	Data das Imagens
MNDWI	95,03	0,9001	07/02/2016
NDWI	86,0759	0,7127	07/02/2016
AWEI	90, 8034	0,8119	07/02/2016
NDWI	99,112	0,9396	23/10/2017
MNDWI	99,6432	0,9768	23/10/2017
AWEI	98,8526	0,9209	23/10/2017

Tabela 5 - Acurácia da classificação dos índices normalizados de água, imagens Landsat-8/OLI.

Figura 6 - Classificação das imagens MNDWI.



Os corpos hídricos de áreas abertas mapeados por MNDWI são menos suscetíveis a confusão com outros alvos, tais como vegetação, sombra de relevo e áreas construídas (XU, 2006). O índice NDWI da imagem da cheia não discriminou eficientemente a água, obtendo os piores valores de acurácia Global e coeficiente Kappa (**Tabela 5**). Algumas feições diferentes de água, como solo exposto, apresentaram valores NDWI semelhantes.

A porcentagem dos erros de omissão da classificação da imagem MNDWI de 07/02/2016 foi 4,89% e de comissão 0%. Na imagem de 23/10/2017, a porcentagem dos erros de omissão foi de 2,91% e comissão 1,54%. Portanto, percebe-se a maior contribuição dos erros de omissão para a redução do nível de acurácia da classificação da imagem de 07/02/2016. Essa tendência também pode ter sido seguida na classificação dos outros índices. Observou-se que muitos dos alvos de água não classificados estão localizados nas zonas de deposição, contendo muita carga sedimentar, ou nas margens do rio, onde ocorrem misturas espectrais com outros alvos. A **Figura 7** demonstra a diferença da carga de sedimentos do rio nas imagens Landsat-8 da seca e a da cheia, na composição RGB 432.





A dimensão do *pixel* de 30 metros contém variados alvos, onde o valor desse é resultado de uma mistura da reflectância dos materiais presentes. Muitos dos *pixels* não classificados corretamente estão localizados nas áreas de borda, onde ocorrem misturas espectrais. Outra possível fonte de erros pode ser locais com uma rasa lâmina d'água, onde os materiais do leito do rio influenciam no valor de reflectância.

A mudança da cobertura de água entre as imagens da cheia e da seca foi de 13.229ha (**Figura 8**), demonstrando uma significativa extensão de áreas inundadas durante o período analisado. Através dos dados gerados foi possível ter uma estimativa real da distribuição espacial dos terrenos marginais, embora a cota do rio registrada na imagem da cheia estivesse 35cm abaixo do nível da LMEO.



Uma das desvantagens do uso de imagens óticas para o mapeamento das áreas inundáveis decorre da dificuldade de obtenção dos dados representando as inundações, principalmente por causa da presença de nuvens durante os períodos de cheia. Porém, devido a área de estudo estar localizada em uma região semiárida, foi possível encontrar uma imagem que representasse uma inundação sem a incidência de nuvens.

Na imagem de 23/10/2017, evidenciam-se atividades agropecuárias nas áreas inundáveis, representando uma ameaça ao ecossistema devido ao desmatamento e poluição (SILVA et al., 2010). Esse fato demanda aprimoramento da fiscalização e monitoramento da ocupação e do

uso da terra dessas áreas, pois estão inseridas em Áreas de Proteção Permanente (APP's), onde a vegetação natural deve ser mantida.

4.1.2 Análise multitemporal (2015-2019).

A análise multitemporal de 2005 a 2019 (**Figura 9**) demonstra o correlacionamento entre as cotas e a variação espacial do rio. Visualmente, nota-se uma relação diretamente proporcional entre os valores das cotas (**Tabela 6**) e a extensão das áreas inundadas.



Figura 9 - Imagens Landsat 2005 - 2019.

Data	Cota (cm)
07/01/2005	372
28/12/2006	550
18/01/2009	540
08/01/2011	402
31/12/2013	514
03/01/2015	244
24/01/2017	252
30/01/2019	138

Tabela 6 - Datas das imagens Landsat e cotas correspondntes

Nas imagens de 2006, 2009 e 2013, foram registradas as maiores cotas do rio dentro do conjunto de imagens. Visualmente, percebe-se uma extensão maior da área inundada na imagem de 2006, quando a cota do rio foi de 550 cm. Nos anos de 2005 e 2007, ocorreram cotas superiores à LMEO (**Figura 10**), no entanto, não havia imagens sem incidência de nuvens nas referidas datas. É possível notar um intervalo de 9 anos entre as duas últimas ocorrências de cotas próximas a LMEO.





4.2. DETECÇÃO DA VARIAÇÃO DO NÍVEL DA ÁGUA NAS IMAGENS SENTINEL-1

A acurácia da classificação das imagens Sentinel-1 (**Tabela 7**) foi considerada boa, conforme a tabela de desempenho da classificação proposta por Landis e Koch (1977) (**Tabela 8**). O cálculo do índice de acurácia considera apenas os acertos da classificação, enquanto o *kappa* adota todos os dados da tabela de matriz de confusão (CONGALTON; GREEN, 1957). Embora o índice de acurácia global tenha sido alto na classificação das duas imagens, foi possível notar erros consideráveis (**Tabela 9**). Portanto, verifica-se que a técnica aplicada apresentou bom resultado na detecção de água, no entanto não foi tão eficaz na discriminação entre os alvos de água e os demais alvos das imagens.

rabera / - Acuracia mapeamento de corpos muncos imagem Sentinei-1.		
Índice de Acurácia Global	Índice Kappa	Data das imagens
95,36%	0,4714	21/12/2016
94,90%	0,4318	05/10/2017

Tabela 7 - Acurácia mapeamento de corpos hídricos imagem Sentinel-1.

Índice Kappa	Desempenho
<0	Péssimo
$0 \le k \le 0,2$	Ruim
$0,2 < k \le 0,4$	Razoável
$0,4 < k \le 0,6$	Bom
$0.6 < k \le 0.8$	Substancial
$0.8 < k \le 1.0$	Quase Perfeita

Tabela 8 - Índice Kappa e desempenho da classificação.

Tabela 9 - Erros de omissão e comissão imagens Sentinel-1.

Imagem de $21/12/2016$	
Comissão (%)	Omissão (%)
67,21	4,66
0,09	3,50
Imagem de 05/10/2017	
Comissão (%)	Omissão (%)
69,99	5,0
0.22	8 9/
	Imagem de 21/12/2016 Comissão (%) 67,21 0,09 Imagem de 05/10/2017 Comissão (%) 69,99 0,22

O sinal dos alvos nas imagens de radar é resultante da interação da radiação eletromagnética com as propriedades dielétricas e geométricas das feições do terreno (comprimento, dimensão e rugosidade) (HENDERSON; LEWIS, 2008). No processo de interação do sinal emitido pelas antenas de radar com as feições do terreno destaca-se a característica macroscópica, pois o retorno do sinal decorre principalmente da relação entre o comprimento de onda e as características geométricas dos alvos (SCHUMANN; MOLLER, 2015). Pôde-se atestar, nas imagens empregadas no trabalho, que muitos alvos diferentes de água apresentaram também comportamento especular, gerando baixo retorno de sinal, contribuindo, portanto, para a incidência de erros na classificação. Os erros de comissão ocorreram principalmente com alvos de agricultura e solo exposto.

A classificação da imagem da seca demonstrou um índice de acurácia menor do que a da imagem da cheia devido aos erros de comissão, apesar do nível do rio ter sido menor (**Tabela 9, Figura 11**). A maior taxa de incidência de erros de comissão na classificação da imagem da seca pôde ter ocorrido em razão das diferentes condições ambientais do terreno entre as duas datas.



Figura 11 - Mapa diferença do nível do rio São Francisco entre as imagens Sentinel-1 de 21/12/2016 e 05/10/2017.

A **Figura 12** demonstra na imagem da seca mudanças da textura por atividade agropecuária. A diminuição da rugosidade da vegetação na imagem da seca pode ter influenciado no padrão de retroespalhamento, fazendo com que esses alvos apresentassem comportamento especular semelhante à água. Os resultados demonstram que as imagens Sentinel-1 apresentaram consideráveis erros na detecção de inundações da região, não sendo eficaz para esse tipo de mapeamento.

Figura 12 - Demonstração diferença de textura da vegetação entre os períodos de seca(A) e chuva (B) nas imagens Sentinel-2.



4.3. HAND

A análise da precisão do modelo HAND para mapear as áreas inundáveis foi realizada mediante duas imagens Sentinel-2 utilizadas no processo de validação da classificação das imagens Sentinel-1. Foi empregada também a classificação da imagem Landsat-8 do dia 07/02/2016 como amostra do período de cheia do rio. A dimensão dos pixels da imagem Landsat-8 foi reamostrada para 10 metros, valor compatível com a resolução espacial do modelo HAND. O modelo HAND reescalonou as altitudes do MDE para um intervalo de 0 a 263 metros. O modelo foi subdividido em classes de altitudes a partir do nível zero, que representa a cota das drenagens. O intervalo da primeira classe corresponde as cotas do rio nas respectivas datas (649 cm, 340 cm, e 0,73 cm) (**Figura 13**). A cota da LMEO (684 cm) também foi representada para definir a sua abrangência espacial.

Figura 13 - Modelo HAND.



Os resultados do modelo HAND foram comparados com as máscaras d´água das imagens Sentinel-2 e Landsat 8/OLI, avaliando a área de sobreposição a partir da ferramenta *zonalhistogram* do *ArcGIS*. De modo geral, o modelo HAND apresentou uma ótima acurácia (**Tabela 10**). O desempenho do modelo HAND para a simulação de eventos hidrológicos está diretamente atrelado a qualidade do dado topográfico (MOMO et al., 2016). O detalhamento e precisão dos dados utilizados como entrada para a geração do MDE possibilitou a produção de um modelo mais fidedigno à realidade. Constata-se que o modelo apresenta uma relação diretamente proporcional com a cota das amostras. O maior valor de acurácia corresponde a cota da cheia, de 649 cm. Nessa cota, 100% dos pixels estão dentro dos dois primeiros intervalos, sendo que 97,94% estão dentro do nível correspondente com a amostra.

Intervalo	Pixels d´água no intervalo	Porcentagem		
0- 6,49	1487285	99,043		
7,00001-11	14330	0,954		
11,0001-21	41	0,003		
Total	1501656	100,000		
Imagem Sentinel-2 de 23/12/2016				
Intervalo	Pixels d´água no intervalo	Porcentagem		
0-3,4	330113	97,38		
4,00001-11	8852	2,61		
11,00001-21	44	0,01		
Total	339009	100,00		
Imagem Sentinel-2 de 05/10/2017				
0- 0,73	202253	96,750		
0,073-11	5169	2,473		
11,0001-21	1604	0,767		
21,0001-31	21	0,010		
Total	209047	100,000		

Tabela 10 - Análise de acurácia do modelo HAND

O modelo HAND permitiu a delimitação espacial da LMEO e das áreas indubitavelmente pertencente a União. A partir dessas informações foram calculadas a área (224,4 Km²) e o volume total da cota da LMEO (1.534.718 m³). Com a definição da cota LMEO no modelo HAND, um buffer de 15 metros foi adicionado conforme a definição dos terrenos marginais na legislação (**Figura 14**). Apesar da cota LMEO estar 35 cm acima da cota da enchente representada pela imagem Landsat 8/OLI, não houve mudanças significativas na distribuição espacial entre as áreas. Os resultados demonstraram a aplicabilidade do método para o mapeamento dos terrenos marginais dos rios federais, principalmente em áreas que contenham mapeamentos topográficos com escalas maiores que 1:25000.



5. CONCLUSÃO

Os resultados da pesquisa demonstraram a aplicabilidade das técnicas de mapeamento das áreas inundáveis na região fisiográfica do Médio São Francisco. Destacaram-se os resultados derivados do método de processamento das imagens Landsat-8/OLI (óticas) e do modelo HAND. O processo de mapeamento das áreas inundáveis empregando as imagens Landsat-8/OLI além de ter sido eficaz, se destacou em virtude da rapidez e simplicidade da técnica. Ademais as imagens óticas revelaram grande potencialidade para o mapeamento das áreas inundáveis da região, devido ao clima ser tipicamente semiárido com baixa incidência de nuvens. Portanto, foi possível a obtenção de uma imagem que representasse a enchente do rio sem cobertura de nuvens.

A partir do modelo HAND foi possível delimitar a LMEO através da simulação da cota correspondente, demonstrando ser uma ferramenta eficaz para mapear os terrenos marginais.

No entanto, a precisão do modelo está diretamente relacionada com o nível de precisão dos dados topográficos utilizados como entrada.

Os produtos provenientes das imagens Sentinel-1 não demonstraram boa performance, apresentando grandes erros de comissão. Esse fato demonstra a necessidade de futuras pesquisas visando descobrir métodos capazes de realizar o mapeamento das áreas inundáveis da região usando imagens Sentinel-1.

Os dados resultantes permitem realizar uma análise da situação ambiental das áreas inundáveis e o seu estado de conservação. As áreas inundáveis da região são fundamentais para o equilíbrio ecológico do ambiente, principalmente, por causa da área estar situada em uma região semiárida. Sendo necessário a adoção de fiscalização do uso do solo dessas áreas, assim como o desenvolvimento de ações visando restaurar e conservar esses ambientes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Acharya, T. D., Subedi, A., & Lee, D. H. (2019). Evaluation of Machine Learning Algorithms for Surface Water Extraction in a Landsat 8 Scene of Nepal. Sensors, 19(12), 2769.

Adam, E., Mutanga, O., & Rugege, D. (2009). Multispectral and hyperspectral remote sensing for identification and mapping of wetland vegetation: a review. Wetlands Ecology and Management, 18(3), 281–296.

Agência Nacional de Águas (ANA). Sala de Situação da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco. Disponível em:< https://www.ana.gov.br/sala-de-situacao/sao-francisco/sao-francisco-saiba-mais> Acesso em 10/10/2019.

All, J., & Nelson, J. (2008). Remote Sensing Quantification of Wetland Habitat Change in South Carolina: Implications for Coastal Resource Policy. Geographical Bulletin - Gamma Theta Upsilon. 49, 87-102.

Alsdorf, D. E., Rodríguez, E., & Lettenmaier, D. P. (2007). Measuring surface water from space. Reviews of Geophysics, 45(2), RG2002.

Amler, E., Schmidt, M., & Menz, G. (2015). Definitions and Mapping of East African Wetlands: A Review. Remote Sensing, 7(5), 5256–5282.

Baker, C., Lawrence, R. L., Montagne, C., & Patten, D. (2007). Change detection of wetland ecosystems using Landsat imagery and change vector analysis. Wetlands, 27(3), 610–619.

BRASIL. Constituição da República Federativa do Brasil de 1988. Brasília, DF: Presidência da República, [2019].

BRASIL. Decreto-Lei no 9.760, de 5 de setembro de 1946.

Câmara, G., Davis, C., & Monteiro, A. (2001). Introdução à ciência da geoinformação. São José dos Campos: INPE.

Chapman, B., McDonald, K., Shimada, M., Rosenqvist, A., Schroeder, R., & Hess, L. (2015). Mapping Regional Inundation with Spaceborne L-Band SAR. Remote Sensing, 7(5), 5440–5470.

Chatziantoniou, A., Psomiadis, E., & Petropoulos, G. (2017). Co-Orbital Sentinel 1 and 2 for LULC Mapping with Emphasis on Wetlands in a Mediterranean Setting Based on Machine Learning. Remote Sensing, 9(12), 1259.

CBHSF - Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco. Plano de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco 2016-2025. Disponível em: < http://2017.cbhsaofrancisco.org.br/wpcontent/uploads/2016/08/PRHF_Apresentacao_26ago1 6.pdf >.

Companhia Hidrelétrica do São Francisco (CHESF). Mapeamento das áreas inundáveis nas margens do rio São Francisco no trecho entre o reservatório de Xingó e a foz. Brasília, DF, 2016.

Congalton, R.G.; Green, K. (1957). Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices, New York: CRC Press Taylor & Francis Group, 1957.

Da Silva, D.F., Galvíncio, J.D., & Almeida, H.R.R. (2010). Variabilidade da Qualidade de Água na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco e Atividades Antrópicas Relacionadas. Qualitas Revista Eletrônica 9(3).

De Carvalho Júnior, O., Maciel, L., de Carvalho, A., Guimarães, R., Silva, C., Gomes, R., & Silva, N. (2014). Probability Density Components Analysis: A New Approach to Treatment and Classification of SAR Images. Remote Sensing 6(4), 2989-3019.

Deng, Y., Jiang, W., Tang, Z., Li, J., Lv, J., Chen, Z., & Jia, K. (2017). Spatio-Temporal Change of Lake Water Extent in Wuhan Urban Agglomeration Based on Landsat Images from 1987 to 2015. Remote Sensing, 9(3), 270.

DeVries, B., Huang, C., Lang, M., Jones, J., Huang, W., Creed, I., & Carroll, M. (2017). Automated Quantification of Surface Water Inundation in Wetlands Using Optical Satellite Imagery. Remote Sensing, 9(8), 807.

Dilts, T.E. (2015) Topography Tools for ArcGIS 10.1. University of Nevada Reno. Disponível em: <u>http://www.arcgis.com/home/item.html?id=b13b3b40fa3c43d4a23a1a09</u> <u>c5fe96b9</u>. Acesso em: 10/10/2019.

Dong, Z., Wang, Z., Liu, D., Song, K., Li, L., Jia, M., & Ding, Z. (2014). Mapping Wetland Areas Using Landsat-Derived NDVI and LSWI: A Case Study of West Songnen Plain, Northeast China. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 42(3), 569–576.

Du, Z., Li, W., Zhou, D., Tian, L., Ling, F., Wang, H., Sun, B. (2014). Analysis of Landsat-8 OLI imagery for land surface water mapping. Remote Sensing Letters, 5(7), 672–681.

El-Asmar, H. M., & Hereher, M. E. (2010). Change detection of the coastal zone east of the Nile Delta using remote sensing. Environmental Earth Sciences, 62(4), 769–777.

European Space Agency (ESA). Sentinel-1 SAR User Guide Introduction. Disponível em:<<u>https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar</u>>. Acesso em: 10/10/2019.

Evans, T. L., Costa, M., Tomas, W. M., & Camilo, A. R. (2014). Large-scale habitat mapping of the Brazilian Pantanal wetland: A synthetic aperture radar approach. Remote Sensing of Environment, 155, 89–108.

Feng, M., Sexton, J. O., Channan, S., & Townshend, J. R. (2015). A global, high-resolution (30-m) inland water body dataset for 2000: first results of a topographic–spectral classification algorithm. International Journal of Digital Earth, 9(2), 113–133.

Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 140, 23–35.

Garg, J. K. (2015). Wetland assessment, monitoring and management in India using geospatial techniques. Journal of Environmental Management, 148, 112–123.

Goerl, F.R., Michel, P.J., & Kobiyama, M. (2017). Mapeamento De Áreas Susceptíveis a Inundação com o Modelo Hand e Análise do Seu Desempenho em Diferentes Resoluções Espaciais. Revista Brasileira de Cartografia, 69(1).

Guo, M., Li, J., Sheng, C., Xu, J., & Wu, L. (2017). A Review of Wetland Remote Sensing. Sensors, 17(4), 777.

Han, X., Chen, X., & Feng, L. (2015). Four decades of winter wetland changes in Poyang Lake based on Landsat observations between 1973 and 2013. Remote Sensing of Environment, 156, 426–437.

Henderson, F. M., & Lewis, A. J. (2008). Radar detection of wetland ecosystems: a review. International Journal of Remote Sensing, 29(20), 5809–5835.

Huang, C., Chen, Y., & Wu, J. (2014). Mapping spatio-temporal flood inundation dynamics at large river basin scale using time-series flow data and MODIS imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 26, 350–362.

Hutchinson, M. F. Locally adaptive gridding of noisy high-resolution topographic data. 18th World IMACS / MODSIM Congress. Cairns, Austrália, 2009.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Mapa de Unidades de Relevo do Brasil. (2006). Escala 1:5.000.000.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). (2012). Manual Técnico da Vegetação Brasileira. Rio de Janeiro.

Jenson, S. K., & J. O. Domingue. (1988). Extracting topographic structure from digital elevation data for geographic information system analysis, Photogramm. Eng. Remote Sens., 54(11), 1593–1600.

Ji, L., Zhang, L., & Wylie, B. (2009). Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 75(11), 1307–1317.

Jones, J. (2015). Efficient Wetland Surface Water Detection and Monitoring via Landsat: Comparison with in situ Data from the Everglades Depth Estimation Network. Remote Sensing, 7(9), 12503–12538. Kaplan, G., & Avdan, U. (2018). Monthly Analysis of Wetlands Dynamics Using Remote Sensing Data. ISPRS International Journal of Geo-Information, 7(10), 411.

Ko, B., Kim, H., & Nam, J. (2015). Classification of Potential Water Bodies Using Landsat 8 OLI and a Combination of Two Boosted Random Forest Classifiers. Sensors, 15(6), 13763–13777.

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. Biometrics, 33(1), 159. doi:10.2307/2529310

Lee, J. S., Jurkevich, L., Dewaele, P., Wambacq, P., & Oosterlinck, A. (1994). Speckle filtering of synthetic aperture radar images: A review. Remote Sensing Reviews, 8(4), 313–340.

Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., ... Zhang, X. (2013). A Comparison of Land Surface Water Mapping Using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. Remote Sensing, 5(11), 5530–5549.

Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., & Motagh, M. (2017). Random forest wetland classification using ALOS-2 L-band, RADARSAT-2 C-band, and TerraSAR-X imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 130, 13–31.

Martinez, J., & Letoan, T. (2007). Mapping of flood dynamics and spatial distribution of vegetation in the Amazon floodplain using multitemporal SAR data. Remote Sensing of Environment, 108(3), 209–223.

Martinis, S., & Rieke, C. (2015). Backscatter Analysis Using Multi-Temporal and Multi-Frequency SAR Data in the Context of Flood Mapping at River Saale, Germany. Remote Sensing, 7(6), 7732–7752.

Matgen, P., Hostache, R., Schumann, G., Pfister, L., Hoffmann, L., & Savenije, H. H. G. (2011). Towards an automated SAR-based flood monitoring system: Lessons learned from two case studies. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 36(7-8), 241–252.

Mcfeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing, 17(7), 1425–1432

Millennium Ecosystem Assessment. (2005). Ecosystems and human wellbeing: wetlands and water synthesis. World Resources Institute, Washington, DC.

Ministério do Meio Ambiente (MMA). Caderno da região hidrográfica do São Francisco. Brasília, 2004.

Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão – MPOG/SPU. Instrução Normativa Orientação Normativa que disciplina a demarcação de terrenos marginais e seus acrescidos (ON-GEADE-003). 2001.

Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão – MPOG/SPU. Termo de Referência sobre Identificação das Áreas Indubitáveis da União por meio de Metodologia de Predição Utilizando Modelos Digitais de Superfície. 2016.

Mleczko, M., & Mróz, M. (2018). Wetland Mapping Using SAR Data from the Sentinel-1A and TanDEM-X Missions: A Comparative Study in the Biebrza Floodplain (Poland). Remote Sensing, 10(2), 78.

Momo, M., Pinheiro, A., Severo, D., Cuartas, L., & Nobre, A. (2016). Desempenho do modelo HAND no mapeamento de áreas suscetíveis à inundação usando dados de alta resolução espacial. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 21(1), 200–208.

Moradi, M., Sahebi, M., and Shokri, M. (2017). Modified Optimization Water Index (Mowi) for Landsat-8 OLI/TIRS, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLII-4/W4, 185-190,

Nobre, A. D., Cuartas, L. A., Hodnett, M., Rennó, C. D., Rodrigues, G., Silveira, A., Waterloo M., Saleska, S. (2011). Height Above the Nearest Drainage – a hydrologically relevant new terrain model. Journal of Hydrology, 404(1-2), 13–29.

Nogueira, J. D. L. de; Amaral, R. F. do. Comparação entre os métodos de interpolação (krigagem e Topo to Raster) na elaboração da batimetria na área da folha Touros-RN. XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2009.

Oliveira, S. C., Amaral, R. C., Almeida, K. C. de B., & Pinto, C. C. (2017). Qualidade das águas superficiais do Médio São Francisco após a implantação dos perímetros irrigados de Gorutuba/Lagoa Grande e Jaíba. Engenharia Sanitaria e Ambiental, 22(4), 711–721.

Oliver, C.; Quegan, S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images; Artech House: Norwood, MA, USA, 1998.

Olthof, I. (2017). Mapping Seasonal Inundation Frequency (1985–2016) along the St-John River, New Brunswick, Canada using the Landsat Archive. Remote Sensing, 9(2), 143.

Ozesmi, S. L., & Bauer, M. E. (2002). Wetlands Ecology and Management, 10(5), 381-402.

Rennó, C. D., Nobre, A. D., Cuartas, L. A., Soares, J. V., Hodnett, M. G., Tomasella, J., & Waterloo, M. J. (2008). HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM: Mapping terrafirme rainforest environments in Amazonia. Remote Sensing of Environment, 112(9), 3469–3481.

Rokni, K., Ahmad, A., Solaimani, K., & Hazini, S. (2015). A new approach for surface water change detection: Integration of pixel level image fusion and image classification techniques. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 34, 226–234.

Sanders, B. F. (2007). Evaluation of on-line DEMs for flood inundation modeling. Advances in Water Resources, 30(8), 1831–1843.

Schaffer-Smith, D., Swenson, J. J., Barbaree, B., & Reiter, M. E. (2017). Three decades of Landsat-derived spring surface water dynamics in an agricultural wetland mosaic; Implications for migratory shorebirds. Remote Sensing of Environment, 193, 180–192.

Schumann, G. J.-P., & Moller, D. K. (2015). Microwave remote sensing of flood inundation. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 83-84, 84–95.

Silva, A. C., Higuchi, P., Van Den Berg, E., Nunes, M., Carvalho, D. (2012). Florestas inundáveis: ecologia, florística e adaptações das espécies. Ed. UFLA.

Speckhann, G. A., Borges Chaffe, P. L., Fabris Goerl, R., Abreu, J. J. de, & Altamirano Flores, J. A. (2017). Flood hazard mapping in Southern Brazil: a combination of flow frequency analysis and the HAND model. Hydrological Sciences Journal, 63(1), 87–100.

Strum, K.M., Reiter, M.E., Hartman, C.A., Iglecia, M.N., Kelsey, T.R., Hickey, C.M. (2013). Winter management of California's rice fields to maximize waterbird habitat and minimize water use. Agric. Ecosyst. Environ. 179:116–124.

Tucci, C. E. M. (2005). Gestão de Águas Pluviais Urbanas. Ministério das Cidades – Global Water Partnership - Wolrd Bank – Unesco.

United States Geological Survey (USGS). Landsat 8 Band Designation. Disponível em:< https://www.usgs.gov/media/images/landsat-8-band-designations>. Acesso em: 10/10/2019.

Wilson, M. F. J., O'Connell, B., Brown, C., Guinan, J. C., & Grehan, A. J. (2007). Multiscale Terrain Analysis of Multibeam Bathymetry Data for Habitat Mapping on the Continental Slope. Marine Geodesy, 30(1-2), 3–35.

White, L., Brisco, B., Dabboor, M., Schmitt, A., & Pratt, A. (2015). A Collection of SAR Methodologies for Monitoring Wetlands. Remote Sensing, 7(6), 7615–7645.

Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. International Journal of Remote Sensing, 27(14), 3025–3033.