

**Detecção do efeito da atual crise hídrica na redução da superfície de
água do Rio Pó, Itália**

Eduardo Soares Nascimento

Mestrando em Ciências Cartográficas, FCT-Unesp, Brasil
e.nascimento@unesp.br

Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo

Professora Doutora, FCT-Unesp, Brasil.
trindade.galo@unesp.br

Sandra Medina Benini

Professora Doutora, pesquisadora da ANAP, Brasil.
arquiteta.benini@gmail.com

RESUMO

A Itália vem tratando de uma grande problemática ambiental nos últimos tempos, a crise hídrica. É sabido que a essa problemática ambiental pode ser causado por secas, falta de chuvas e/ou poluição. Em julho de 2022, o governo italiano declarou estado de emergência em cinco regiões de seu território, devido a uma intensa crise hídrica. O principal e maior rio italiano, com cerca de 650 km de extensão, denominado Rio Pó, tem sofrido bastante por falta de água em seu entorno. O governo constatou que é uma das maiores secas vivenciadas nos últimos 70 anos em território nacional. Logo, o trabalho em questão visa realizar a detecção de mudança sofrida em território italiano a partir de imagens multiespectrais (pré-crise hídrica e pós-crise hídrica) obtidas por Sensoriamento Remoto, utilizando do satélite Sentinel 2. No artigo, é implementado uma metodologia de detecção de mudanças diferente das convencionais, destacando apenas as modificações sofridas por um trecho do maior rio da Itália, com imagens anterior e posterior a crise hídrica. Além de comparar com técnicas convencionais utilizando subtração de índices para a detecção de mudanças. Os resultados obtidos são promissores se tratando de uma abordagem rápida e efetiva para o mapeamento do efeito da crise hídrica vivenciada na região em questão, além de potencializar a aplicação da metodologia em outras áreas.

PALAVRAS-CHAVE: Crise Hídrica. Sensoriamento Remoto. Detecção de Mudanças.

1 INTRODUÇÃO

No dia 04/07/2022 o governo italiano declarou estado de emergência em cinco regiões, por efeito de uma intensa crise hídrica. O estado de emergência será válido para cinco regiões: Emilia Romagna, Friuli Venezia Giulia, Lombardia, Piemonte e Veneto, refletindo as secas no Rio Pó, que está em seu nível mais baixo em 70 anos. Destaca-se que o Rio Pó é o maior e principal rio da Itália, com cerca de 650 km de extensão através do norte italiano, que é a região mais rica do país.

Um dos fatores que contribuem para este problema ambiental é a falta das chuvas, acarretando a diminuição do volume de água de grandes lagos e rios de toda a região norte. Além disso, essa crise afeta também 30% da produção agrícola do país e conforme o Sindicato de Agricultores da Itália, atingiu fazendas de porco da planície do Pó, onde é produzido o internacionalmente conhecido presunto de Parma.

A seca do Rio Pó é o ápice de diversas alterações meteorológicas no país, resultado da crise climática que afeta o mundo todo. No ano de 2022, a Itália registrou 70% menos neve em suas montanhas do que a média esperada. Ainda, foi registrado uma queda de 50% no volume de chuva em relação a média das últimas três décadas.

Sabe-se que em geral, a detecção de mudanças envolve a utilização de dados multitemporais, sendo utilizados na detecção de alterações, seguida da análise quantitativa dos efeitos do fenômeno avaliado. Desta forma, o presente trabalho visa por meio de imagens obtidas por Sensoriamento Remoto, auxiliar na detecção de mudanças sobre uma parte da região da Itália que sofreu um grande impacto da seca, mais precisamente em parte do Rio Pó, devido a aumentos na temperatura, falta de chuva, e entre outros. Assim, utilizando imagens multiespectrais do Sentinel 2A, na geração de produtos bem como índices espectrais e operações entre bandas para realizar a detecção de mudanças, a partir de imagens obtidas em dois períodos, anterior e posterior à seca.

2 OBJETIVO

Este artigo tem por objetivo apresentar uma proposição de uma abordagem rápida e efetiva para detectar mudanças da superfície de água do Rio Pó, a partir de imagens do Sentinel-2.

3 METODOLOGIA

Para o desenvolvimento deste trabalho foram selecionadas 2 imagens multiespectrais, sendo uma no período pré-crise hídrica na data de 13/10/2021 e a outra no período pós-crise hídrica na data de 30/06/2022, ambas pertencente ao satélite Sentinel 2A com nível de produto 2A, que é um produto ortorretificado em reflectância de superfície e classificação básica de pixels (incluindo classes para diferentes tipos de nuvem).

As imagens foram obtidas de forma gratuita no site do Copernicus, disponível em: <https://scihub.copernicus.eu>.

Esta metodologia consiste em primeiramente na definição da área de estudo, onde será realizada a seleção das imagens multiespectrais do Sentinel 2, já corrigidas dos efeitos atmosféricos, com base nas datas pré-crise hídrica e pós-crise hídrica entre os anos de 2021 e 2022, no entorno do Rio Pó, em território italiano.

Em seguida, os dados brutos serão submetidos a uma etapa de pré-processamento no software SNAP, que consiste na reamostragem das imagens, para que as imagens fiquem equivalentes em relação ao tamanho do pixel, para aplicação de índices, operações entre bandas, entre outros.

Após a etapa de pré-processamento, serão gerados alguns índices espectrais que têm como característica principal evidenciar feições e alvos específicos que não são discerníveis nas imagens originais. Considerando os diversos alvos presentes na superfície física da terra e suas diferentes composições físicas, químicas e ou biológicas, foram desenvolvidos diversos índices espectrais, que permitem diferenciar alvos nas imagens espectrais e extrair informações desejadas (SILVA et al., 2019).

Diferentes índices foram desenvolvidos ao longo do tempo, dentre estes pode-se destacar os índices umidade, como o Índice de Água por Diferença Normalizada (do inglês, Normalized Difference Water Index - NDWI) proposto por (GAO, 1996) e outro proposto por (MCFEETERS, 1996).

O NDWI proposto por (GAO, 1996), é um índice destinado a ressaltar feições de água e minimizar o restante dos alvos, pois com a utilização banda espectral do SWIR, este índice é capaz de medir o teor de água presente na vegetação (Pereira et al., 2018)(Marra, 2020).

$$NDWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}}$$

Além do mostrado acima, o NDWI proposto por (McFeeters, 1996) utiliza uma banda da região espectral do verde (490nm – 580 nm) e outra no infravermelho próximo (760 nm-1000 nm).

$$NDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{NIR}}{\rho_{Green} + \rho_{NIR}}$$

Ainda mais, há uma aplicação com o índice de Normalized Difference Build-Up Index (NDBI) proposto por (ZHA et al., 2003) que realça superfícies impermeáveis, como telhados,

áreas pavimentadas e cimentadas, estradas pavimentadas e solo descoberto mais impermeável, dado pela seguinte equação:

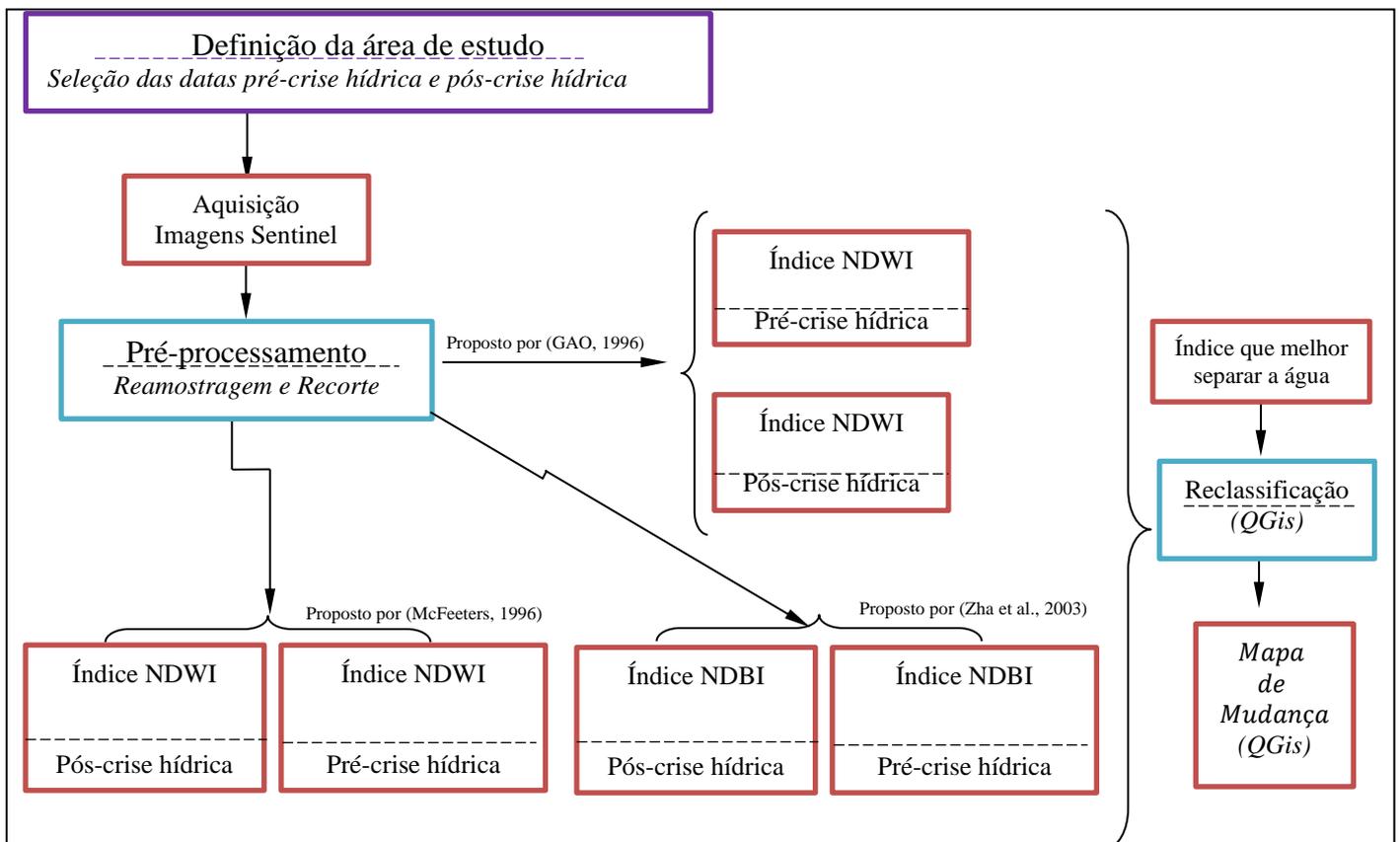
$$NDBI = \frac{\rho SWIR1 - \rho NIR}{\rho SWIR1 + \rho NIR}$$

Esses índices foram amplamente estudados e avaliados, o que os confere grande credibilidade e confiança. Desse modo, podem ser utilizados como instrumento de medição e monitoramento de fenômenos e eventos naturais ou antrópicos. Vale ressaltar que só foram citados os índices que irão ser utilizados neste trabalho, tendo ciência de que há inúmeros outros índices disponíveis na literatura.

Dito isso, será gerado o índice NDWI, proposto por (GAO, 1996) das imagens pré e pós crise hídrica e o NDWI proposto por (MCFEETERS, 1996). Também será aplicado o índice NDBI (pois ele identificando o solo, ele dissemelha do curso d'água, sendo ótimo também para separar a água do solo exposto), para que desta forma, possa inferir qual o índice melhor identifica os alvos que sofreram modificações a partir de um mapa de mudança realizado no software QGis. Vale ressaltar que o mapa de mudança será gerado apenas para o índice que melhor identificar o curso do rio, posterior a uma reclassificação realizada no mesmo software.

Logo, o produto final, será um mapa de mudança a partir dos índices que melhor definir o alvo estudado e o que melhor realizar a detecção das mudanças sofridas entre os períodos. Abaixo, tem-se a metodologia explicita na forma de um fluxograma.

Figura 1: Fluxograma

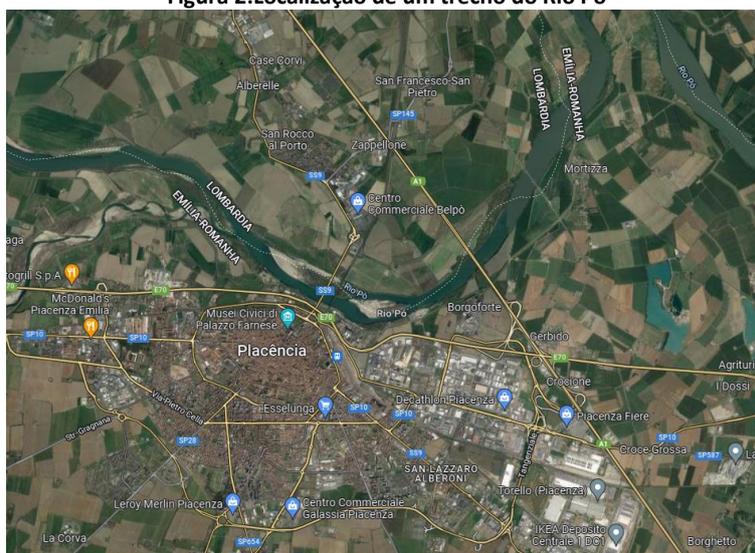


Fonte: O autor

4 RESULTADOS

Primeiramente, vale ressaltar que o Rio pó percorre uma extensão de 652 km, e que foi recortado apenas um trecho do Rio pó, tendo como cidade mais próxima do trecho recortado a cidade de Placência.

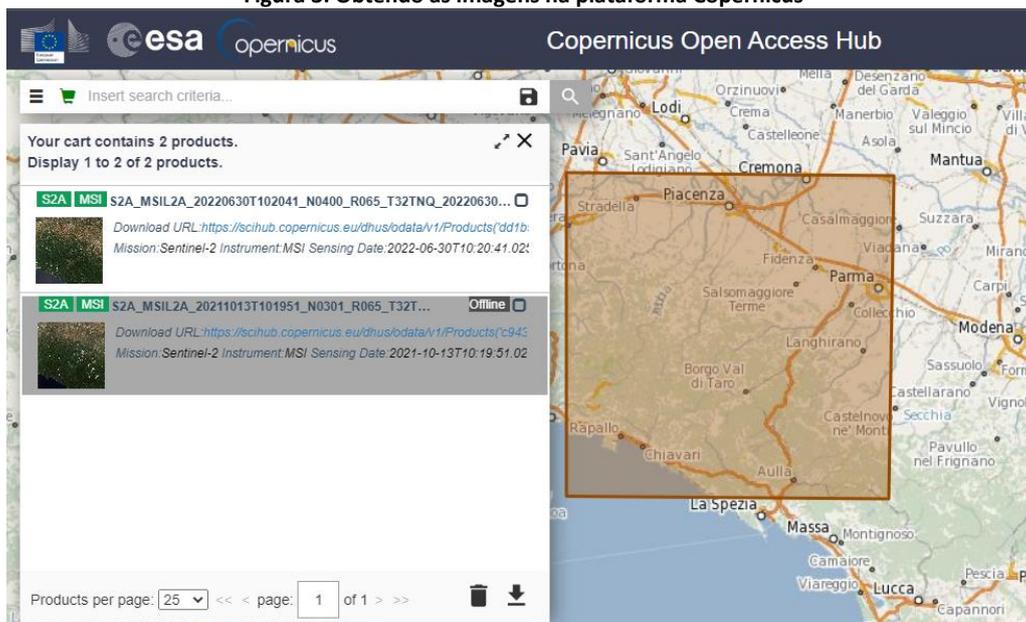
Figura 2:Localização de um trecho do Rio Pó



Fonte: Google Earth

Sabendo do trecho da área de estudo, a partir da plataforma do copernicus, realizou o download de duas imagens. Uma remete a antes da crise hídrica e outra depois. Logo, abaixo, tem-se onde as imagens foram retiradas.

Figura 3: Obtendo as imagens na plataforma Copernicus



Fonte: O autor, 2022

E assim, com as imagens obtidas nos períodos 13/10/2021 (anterior à crise hídrica) e 30/06/2022 (posterior a crise hídrica). Vale ressaltar que as imagens obtidas são ortorretificadas com reflectância de superfície, logo não é necessário realizar nenhuma correção seja ela geométrica ortométrica e/ou atmosférica.

Logo, no software SNAP, realizou a reamostragem do tamanho do pixel para 20 metros a fim de compatibilizar as dimensões dos pixels entre as bandas do visível e do infravermelho próximo, com as bandas do infravermelho médio. E assim, posteriormente, realizou o recorte das imagens para a cena de interesse, que é um trecho do Rio pó. Logo, abaixo, tem-se uma captura de tela das imagens já reamostradas e recortadas dos dois períodos obtidos.

Figura 4: Imagem Sentinel 2A- Pré-crise Hídrica (13/10/2021)



Fonte: O autor, 2022

Figura 5: Imagem Sentinel 2A- Pós-crise Hídrica (30/06/2022)

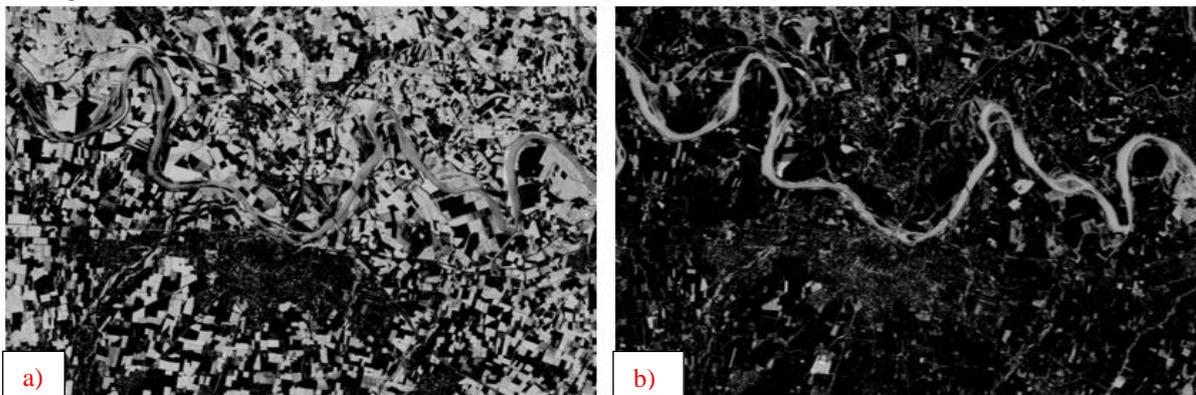


Fonte: O autor, 2022

As imagens apresentadas até aqui, são as da banda 8, referente a banda do infravermelho próximo. Logo, a imagem foi submetida ainda no próprio SNAP a aplicação dos

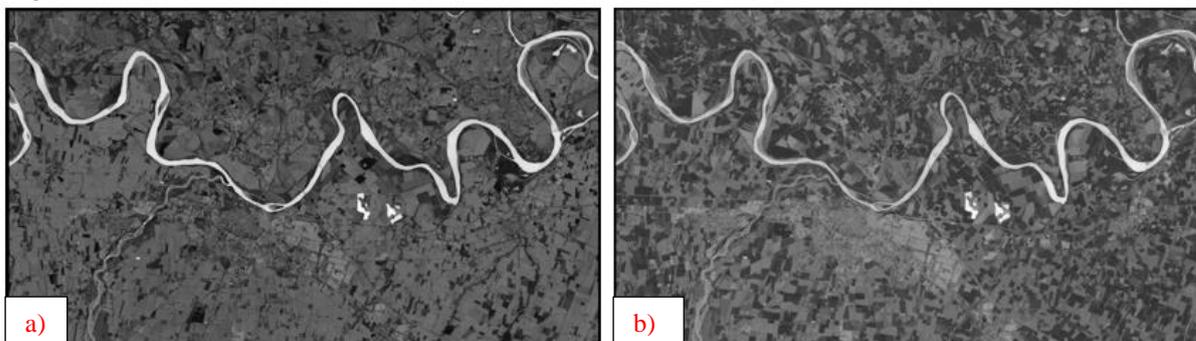
índices NDWI (GAO, 1996), NDWI (MCFEETERS, 1996), E NDBI (ZHA et al., 2003), como segue a sequência abaixo:

Figura 6: NDWI (GAO, 1996). Sendo a) Pré-crise Hídrica (13/10/2021) e b) Pós-crise Hídrica (30/06/2022)



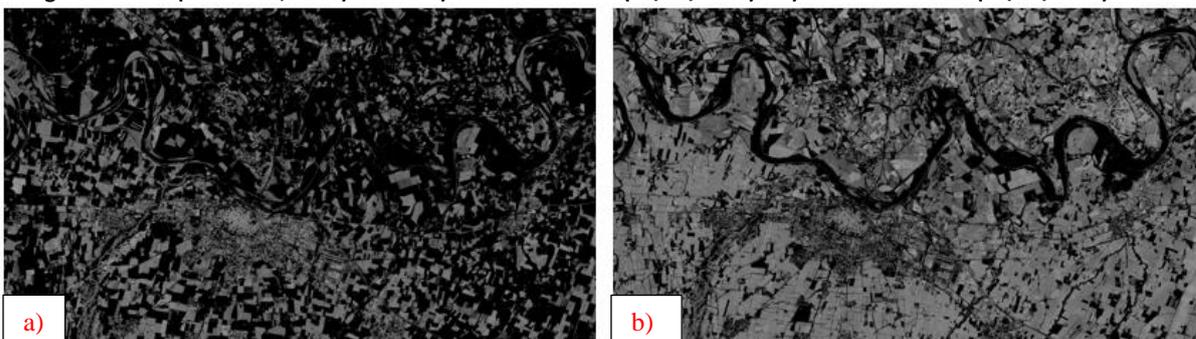
Fonte: O autor, 2022

Figura 7: NDWI (MCFEETERS, 1996). Sendo a) Pré-crise Hídrica (13/10/2021) e b) Pós-crise Hídrica (30/06/2022)



Fonte: O autor, 2022

Figura 8: NDBI (ZHA et al., 2003). Sendo a) Pré-crise Hídrica (13/10/2021) e b) Pós-crise Hídrica (30/06/2022)



Fonte: O autor, 2022

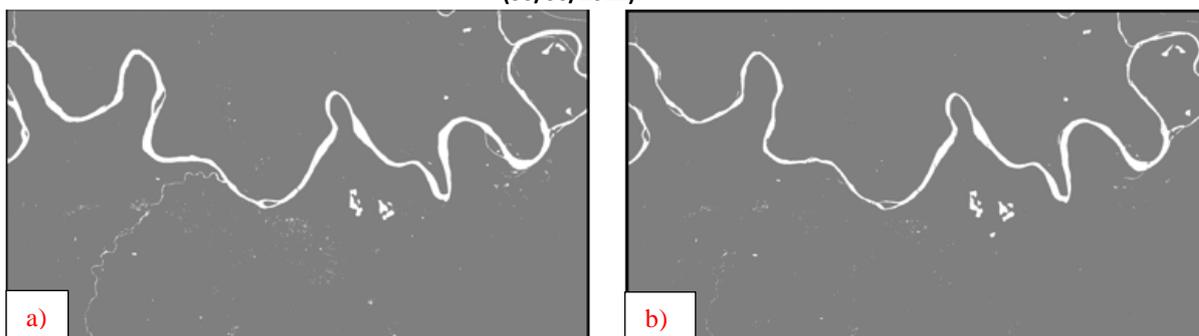
Dentre os produtos gerados acima, é possível até com uma simples análise visual, inferir que a figura 9, destacou muito bem o curso hídrico, do que os demais. Diferenciando o que é curso hídrico e o que não é. Logo, este resultado do NDWI, proposto por (MCFEETERS, 1996), foi o melhor para separar os alvos. E será a partir dele que o mapa de mudança sobre o rio será gerado. Vale ressaltar que os índices NDBI (ZHA et al., 2003) e NDWI (GAO, 1996) tiveram resultados melhores em pós-crise hídrica, comparado em pré-crise hídrica, nas quais é

perceptível uma modificação dos alvos aos arredores da água, pois no período de seca, as respostas tendem a se evidenciar, como é o caso da Figura 6-b e 8-b. Além disso, as imagens foram adquiridas em estações do ano diferentes, o que justifica mudanças de iluminação, e condições dos alvos naturais.

Entretanto, como já foi citado, o NDWI, proposto por (MCFEETERS, 1996), tem uma maior sensibilidade em relação aos demais, separando o alvo água das duas cenas, mesmo em condições diferentes de iluminação, período entre outros.

Então, utilizando o software QGis, reclassificou as duas imagens do NDWI, pré e pós, utilizando a biblioteca *Semi-Automatic Classification Plugin*, para que tenha apenas duas classes. Uma classe sendo água e a outra tudo o que não é água. Logo o resultado é o que consta abaixo.

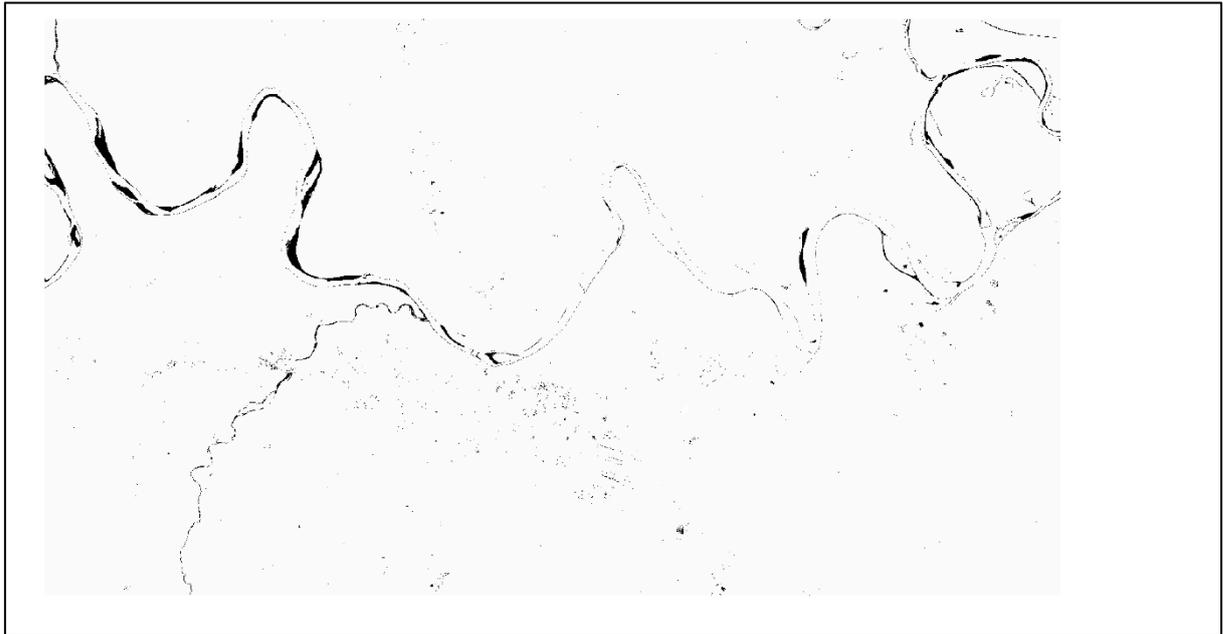
Figura 9: Reclassificação: NDWI (McFeeters, 1996). Sendo a) Pré-crise Hídrica (13/10/2021) e b) Pós-crise Hídrica (30/06/2022)



Fonte: O autor, 2022

Acima, pode-se observar que a reclassificação foi um sucesso, evidenciando em branco todos os corpos d'água ignorando os outros objetos que não são o da feição de interesse. Com esses resultados em mãos, possibilitou realizar o mapa de mudança utilizando a calculadora *raster* do *software* QGis, nas quais, a partir de uma diferença das imagens reclassificadas, fornece a modificação entre as duas imagens, que conseqüentemente nos traz um *raster* com as modificações sofridas no intervalo das duas imagens. Essa ferramenta, funciona como um algoritmo que age de *pixel a pixel*, realizando a intersecção dos pontos em comum da imagem, gerando um resultado de modificações sofridas entre as épocas diferentes, com base em seu valor, a partir da imagem binária.

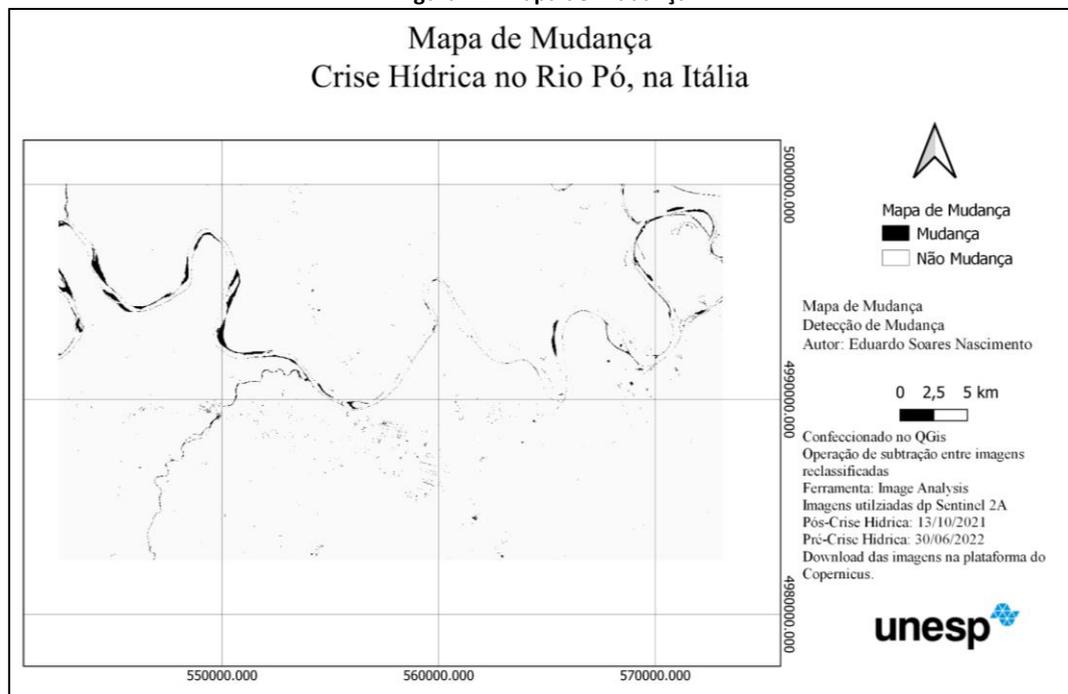
Figura 10: Modificação entre as duas imagens reclassificadas



Fonte: O autor, 2022

A partir da imagem acima, possibilitou a criação do Mapa de Mudança, que está abaixo.

Figura 11: Mapa de Mudança



Fonte: O autor, 2022

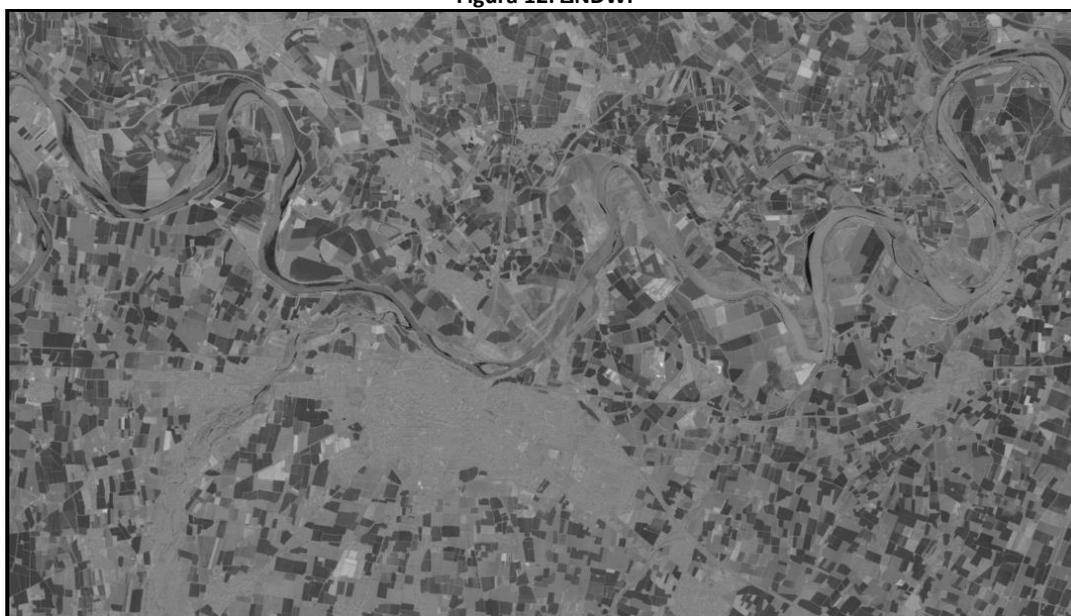
Acima, pode-se visualizar que em preto foram as modificações sofridas entre os períodos aqui apresentados. É notório a modificação do nível do curso d'água, bem como as

ramificações do Rio Pó. Observa-se que o rio vem se afinilando e perdendo volume de água principalmente nas curvas, onde o rio tinha mais força, no que comparado com atualmente, o mesmo por perder seu volume consideravelmente, perde a força nas curvas, afinilando os “braços” do rio.

A fim de demonstrar que o método apresentado é melhor que a diferença de NDWI. Abaixo, no *software* Qgis, aplicou-se a diferença do NDWI, proposto por (MCFEETERS, 1996), e obteve o seguinte resultado.

$$\Delta NDWI = NDWI_{Pré-crise\ hídrica} - NDWI_{Pós-crise-hídrica}$$

Figura 12: $\Delta NDWI$



Fonte: O autor, 2022

Acima, pode-se observar que há muitas feições com tom de cinza médio, bastante similar com o tom atribuído ao curso d'água. Logo, enfatiza a diferença entre uma simples subtração entre índices, com a aplicação do método proposto, na qual visualmente é mais adequado para análise e detecção de mudanças.

5 CONCLUSÃO

O método apresentado e implementado neste trabalho, produz resultados muito satisfatórios para uma análise de detecção de alterações. Este método é baseado em aplicação do índice que melhor destacar seu objeto de estudo, que no caso foi um trecho do Rio Pó, na Itália. Em seguida, realiza-se a reclassificação das imagens pré e pós (no *software* QGIS), para que tenha uma classe com a feição de interesse e outra classe com todas as outras feições (que não é de interesse). E por fim, submetendo as imagens reclassificadas na calculadora *raster* do *software* Qgis, por meio de da subtração de imagens, que consiste na intersecção de pontos em

comum da imagem, tendo como base o valor de seu número digital, evidenciando apenas as modificações ocorridas entre as duas imagens.

Vale ressaltar que é uma metodologia diferente da subtração dos índices, onde subtrai todas as feições, no que nesse caso não foi necessário, pois foi utilizada uma outra abordagem. Também o resultado se apresenta mais filtrado em relação aos objetos que contém na imagem, sendo muito indicado para objetos devidamente separados de outros, nas quais só é possível posteriormente a reclassificação no *software* QGIS.

Pode-se inferir também que as imagens não foram adquiridas em mesmas condições, sendo em períodos distintos em relação a estações do ano (outubro de 2021 e junho de 2022), e é notório a modificação da cobertura natural, logo os índices testados contêm resultados diferentes em relação a separação do alvo água (pré e pós). Além do já citado, também tem as diferenças de iluminação, que causam diferenças no resultado pós aplicação do índice. Sabe-se que mesmo nessas condições o NDWI (proposto por Mcfeeters, 1996) se mostrou mais sensível do que os outros, devido ao fato de que mesmo com condições diferentes (das imagens adquiridas), conteve resultados superiores aos demais (em relação a separação do alvo água), mostrando sua eficiência em relação aos demais.

Observa-se então, que o objetivo do trabalho foi concluído com sucesso, e que o mesmo, se torna indicado para futuras metodologias na detecção e análise de mudanças. Sugere-se também, a aplicação de outros índices espectrais, ou a combinação de índices para o refinamento deste método.

6 REFERÊNCIAS

ESA SNAP (Sentinel Application Platform) – CSEOL. (n.d.). Retrieved May 21, 2022, from <https://cseol.eu/csdk/esa-snap-sentinel-application-platform-tutorials-and-technical-guides>

GAO, B.-C. (1996). Naval Research Laboratory, 4555 Overlook Ave. In REMOTE SENS. ENVIRON (Vol. 7212). ©Elsevier Science Inc.

GATTI, A., Bertolini, A., & Carriero, F. (2015). Sentinel-2 Products Specification Document Sentinel-2 Products Specification Document Written by Company Responsibility Date Signature.

GRASER, A., & OLAYA, V. (2015). Processing: A python framework for the seamless integration of geoprocessing tools in QGIS. ISPRS *International Journal of Geo-Information*, 4(4), 2219–2245. <https://doi.org/10.3390/ijgi4042219>

MARRA, A. B. (2020). **Detecção e mapeamento de nematoides na cultura cafeeira por meio de imagens multiespectrais do MSI/Sentinel-2 e classificação baseada em aprendizado de máquina**. M.Sc. Dissertation. UNESP Presidente Prudente Campus, 108p.

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. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>

PEREIRA, L. E., AMORIM, G., GRIGIO, A. M., & FILHO, A. C. P. (2018). Comparative analysis of normalized difference water index (NDWI) methods in continental wetland. *Anuario Do Instituto de Geociencias*, 41(2), 654–662. https://doi.org/10.11137/2018_2_654_662

SENTINEL-2 - Engesat -. (n.d.). Imagens de Satélite e Geoprocessamento. Retrieved May 17, 2022, from <https://www.engesat.com.br/sentinel-2/>

SILVA, F., PESTANA, A., & MARTINS, L. (2019). Sensoriamento remoto para detecção de queimadas no cerrado maranhense: uma aplicação no Parque Estadual do Mirador. Remote sensing to detect burns in *cerrado maranhense*: an application in the Mirador State Park. **Rev. Geogr. Acadêmica** vol. 13, issue 2.

ZHA, Y., GAO, J., & NI, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. **International Journal of Remote Sensing**, 24(3), 583–594.

<https://doi.org/10.1080/01431160304987>