



Aplicación y análisis estadístico de múltiples índices de agua basado en datos de reflectancia del landsat 8 para detectar aguas superficiales en un entorno pampeano argentino

Keyla Manuela Alencar da Silva Alves¹, Erik Zimmermann², María Carolina Parodi Dávila³

¹Dra. en Geografía (Becaría postdoctoral del CONICET), Académica Asociada del Departamento de Industria, Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Metropolitana, Av. José Pedro Alessandri, 1242, CP: 7750000, Santiago (Chile), keyla.dasilva@utem.cl (autor correspondiente). ²Dr. en Ciencias de la Ingeniería, Académico Titular del Departamento de Hidráulica, Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nacional de Rosario, Av. Pellegrini 250, Rosario, Argentina, CP 2000. erikz@fceia.unr.edu.ar. ³Ms. en Medio Ambiente, Académica Asociada del Departamento de Industria, Facultad de Ingeniería, Universidad Tecnológica Metropolitana, Av. José Pedro Alessandri, 1242, CP: 7750000, Santiago (Chile), cparodi@utem.cl.

Artigo recebi em 03/03/2023 e aceito em 02/03/2024

RESUMEN

El presente artículo tiene como objetivo calcular los Índices de Agua de Diferencia Normalizada propuestos por Gao (1995), McFeeters (1996) y Xu (2006) en una serie temporal de cinco años de imágenes satelitales Landsat 8. Fueron realizadas comparaciones correlativas entre los índices mencionados y el índice de precipitación antecedente (IPA) para identificar cuales resultados presentaban mejor correlación con los resultados entregados por el IPA, siendo los índices propuestos por McFeeters y Xu los que demostraron mejor correlación. También se realizó comparaciones entre los resultados de los índices de agua entre sí a fin de caracterizar el comportamiento espectral e identificar cuál presenta mayor sensibilidad en la identificación de aguas superficiales en una zona pampeana de la Provincia de Buenos Aires. En la etapa de análisis estadístico entre los resultados de los índices de agua, los propuestos por McFeeters y Xu obtuvieron mejor correlación y sensibilidad.

Palabras clave: Sensoriamento remoto, aguas superficiales, pampa argentina.

Application and statistical analysis of multiple water indices based on landsat 8 reflectance data to detect surface water in a pampean environment in Argentina.

ABSTRACT

The objective of this article is to calculate the Normalized Difference Water Indices proposed by Gao (1995), McFeeters (1996) and Xu (2006) in a five-year time series of Landsat 8 satellite images. Correlational comparisons were made between the mentioned indices and the IPA index to identify which results presented better correlation with the results provided by the IPA, being the indices proposed by McFeeters and Xu the ones that showed better correlation. Comparisons were also made between the results of the water indices to characterize the spectral behavior and identify which of the indices presented greater sensitivity in the identification of surface waters in a Pampas area of the Province of Buenos Aires. In the statistical analysis stage between the results of the water indices, those proposed by McFeeters and Xu obtained better correlation and sensitivity.

Key words: Remote sensing, surface water, Argentine pampas.

Introducción

La democratización de las herramientas de teledetección y de los productos de sensores satelitales ha sido un hito significativo en el desarrollo científico-tecnológico contemporáneo. Este progreso se ha visto potenciado por el aumento de la automatización de algoritmos e índices en plataformas de sistemas de información geográfica de código abierto. Este avance ha permitido una gestión más eficiente de los recursos

hídricos, incorporando medios de monitoreo de precisión a escala regional y a bajo costo, todo gracias a la disponibilidad de imágenes satelitales gratuitas. En consecuencia, la teledetección emerge como una herramienta esencial para la gestión sostenible de los recursos naturales, destacando su papel fundamental en el monitoreo de aguas superficiales y proporcionando datos precisos de manera eficaz y accesible (Ma, et al., 2019; Toure

et al., 2019; Bhaga et al., 2020; Li, et al., 2020; Chaves, et al., 2020; Karmaker, et al., 2022; Simpson, et al., 2022).

El uso de imágenes satelitales en monitoreos de diversas escalas espaciales ha revolucionado la obtención de resultados precisos en periodos de tiempo reducidos, lo que permite investigar las variabilidades espaciotemporales del agua en diferentes paisajes (Nugroho, 2013). Este enfoque ha experimentado un crecimiento exponencial con el uso de productos sensoriales aplicados en cálculos de índices normalizados para identificar patrones relacionados con los impactos generados por cambios climáticos, como el comportamiento de las sequías y su influencia en aguas superficiales, así como en el monitoreo de reservas hídricas naturales y antrópicas (reservas, embalses, etc.).

El agua, siendo uno de los recursos más sensibles a las consecuencias de actividades humanas poco sustentables, se encuentra en el epicentro de las investigaciones sobre cambios climáticos (Grueso-Domínguez, et al., 2019; Pino-Vargas, 2019; Sánchez-Monje & Olave, 2019; Lozano-Povis, et al., 2021). La preocupación científica por encontrar formas preventivas y de mitigación de los impactos asociados se vuelve imperativa.

Estas indagaciones científicas han convertido en la premisa de que el agua, como entidad crítica en la ecología global, actúa como un indicador sensible de las alteraciones ambientales resultantes de las actividades antropogénicas. La relevancia de entender la interacción entre las prácticas humanas y el comportamiento del agua no solo yace en la perspectiva actual, sino también en la proyección futura del clima y sus implicaciones. La influencia de factores como el cambio climático, la urbanización acelerada y las prácticas agrícolas intensivas sobre la calidad y disponibilidad del agua ha generado un interés científico creciente. Es en este contexto que los métodos de distinción de umbrales basados en bandas espectrales y algoritmos de índice espectral desempeñan un papel esencial, permitiendo identificar límites entre objetos perceptibles y facilitando la interpretación de comportamientos espectrales (Paredes del Puerto et al., 2024).

El desafío radica en conciliar la creciente demanda de agua con la necesidad de conservar y preservar este recurso vital. Algunas investigaciones (Rodrigues et al., 2021; Houspanossian et al., 2023; Wang et al., 2023; Cullen, 2023; Whitworth-Hulse et al., 2023) resaltan la importancia de adoptar prácticas

sustentables para garantizar la gestión responsable del agua, considerando las consecuencias a largo plazo de las acciones humanas sobre los sistemas hídricos, y propone el uso de técnicas de teledetección y sensores remotos en el monitoreo de aguas superficiales. En este sentido, la interdisciplinariedad entre la Hidrología, la Climatología y el Sensoriamento Remoto se erige como un enfoque crucial para abordar los desafíos emergentes y anticipar soluciones que mitiguen los impactos negativos en la disponibilidad y calidad del agua.

Unos de los métodos más relevantes en este ámbito son los Índices de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI por su sigla en inglés). Estos índices, basados en curvas espectrales de aguas, utilizan umbrales para distinguir eficazmente los cuerpos de agua de acuerdo con su volumen y densidad. A lo largo de las últimas décadas, diversos autores han propuesto diferentes índices de agua para identificar cuerpos de agua en distintos entornos. Por ejemplo, Gao (1995) propuso un índice para determinar la presencia de agua en las copas de los árboles, mientras que McFeeters (1996) introdujo el NDWI para la identificación de cuerpos de agua, perfeccionándolo para una identificación más precisa. Sin embargo, cabe destacar que este modelo cuando aplicado en paisajes complejos (compuestos por una heterogeneidad de elementos) presenta dificultades en distinguir entre la sombra oscura y los cuerpos de agua (McFeeters, 1996).

Para superar estas deficiencias, Xu (2006) propuso la modificación del NDWI, creando el Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado (MNDWI), que ha demostrado ser eficaz en la identificación de cuerpos de agua en entornos urbanos. Estos índices se han consolidado como los más utilizados en diversas aplicaciones prácticas, incluyendo el mapeo de aguas superficiales y sus respectivas variabilidades temporales, el análisis de cambio de uso/cobertura de la tierra y la investigación hidroclimática (Xu, 2006). Los Índices de Agua de Diferencia Normalizada siguen siendo ampliamente aplicados y ajustados en diversos estudios con el objetivo de identificar y monitorear aguas superficiales a distintos tipos de escalas (Laonamsai et al., 2023; Sicaud et al., 2023; Linkevicienė et al., 2023; Wang et al., 2024; Chandramohan et al., 2024; Fan et al., 2024; Wang, 2024; Hu et al., 2024).

Mismo con los avances significativos en la teledetección y el uso de índices espectrales para la identificación de aguas superficiales, persisten desafíos científicos en la precisión y capacidad de

distintos índices para discriminar cuerpos de agua en entornos específicos. La problemática central del presente estudio radica en la necesidad de mejorar la capacidad de discernir cuerpos de agua en paisajes complejos, como la zona ganadera y de cultivo de soja pampeana de la Provincia de Buenos Aires. Aquí, factores como la presencia de sombras oscuras, vegetación densa y baja pendiente pueden afectar la eficacia de los índices existentes. Este desafío exige una evaluación detallada de la sensibilidad y limitaciones de los índices propuestos por Gao (1995), McFeeters (1996) y Xu (2006) en un contexto geográfico y climático específico.

La región de la Pampa, situada en la provincia de Buenos Aires, Argentina, presenta clima templado pampeano, caracterizado por veranos cálidos con temperaturas máximas que superan los 30°C e inviernos frescos con mínimas que pueden descender por debajo de los 0°C. La precipitación exhibe una distribución estacional, con lluvias concentradas en los meses estivales y un patrón más seco durante el invierno, aunque la primavera y el otoño distribuyen de manera más equitativa las lluvias (Paredes del Puerto et al., 2024; Ares et al., 2024).

En el ámbito hidrológico, la red fluvial de la Pampa incluye arroyos y ríos como el Salado, el Colorado y el Quequén Salado, pero cabe destacar la importancia de la cuenca hidrográfica del Arroyo del Azul. Este arroyo, componente esencial de la red hidrográfica de la región, desempeña un papel significativo en el suministro de agua y el equilibrio hidrológico local (Guevara-Ochoa et al., 2024).

La cuenca hidrográfica del Arroyo del Azul presenta características particulares que influyen en la hidrología de la región. La topografía y el uso del suelo en esta cuenca interactúan con el clima para determinar los patrones de escurrimiento y la recarga de acuíferos. Además, el Arroyo del Azul contribuye al caudal de ríos más grandes de la región, influyendo en la disponibilidad de agua para diversos usos, incluida la agricultura (Zabala et al., 2021).

En el contexto del extenso cultivo de soja en la Pampa, la cuenca del Arroyo del Azul enfrenta desafíos relacionados con la demanda adicional de agua para la irrigación de cultivos. La gestión sostenible de esta cuenca adquiere una relevancia crucial para preservar la calidad y cantidad de los recursos hídricos locales. Estrategias específicas, como prácticas agrícolas sustentables y medidas de monitoreo y conservación del agua, son esenciales para mitigar

posibles impactos negativos en la cuenca del Arroyo del Azul y garantizar la sostenibilidad a largo plazo de los recursos hídricos en la región de la Pampa.

Abordar la problemática del monitoreo regional de aguas superficiales es crucial para avanzar en la aplicación práctica de la teledetección en la gestión de recursos hídricos, especialmente en regiones donde la disponibilidad y calidad del agua son cuestiones críticas.

La hipótesis propuesta en esta investigación sugiere que, a pesar de los avances en la teledetección y el desarrollo de índices espectrales, la eficacia de los métodos existentes puede presentar resultados no condicentes con los entornos específicos. O sea, para determinar el índice más adecuado para identificar aguas superficiales en la zona ganadera pampeana se debe realizar un análisis meticuloso donde se ejecute varios índices para una serie temporal (Da Silva et al., 2023; Farias et al., 2023; Guddeti et al., 2024). Se plantea la hipótesis subyacente de que la sensibilidad y la capacidad de discernir cuerpos de agua en presencia de sombras oscuras y vegetación densa pueden variar entre los índices propuestos por Gao (1995), McFeeters (1996) y Xu (2006) (Singh et al., 2024; Pande et al., 2024). Por lo tanto, para determinar el índice más apropiado en una zona y periodo de tiempo específicos, se requiere la ejecución de un conjunto de índices sobre una serie temporal correspondiente. Posteriormente, se deben llevar a cabo análisis comparativos con el propósito de identificar aquel índice que exhiba la mayor capacidad para discernir la presencia de cuerpos de agua superficiales en dicha área y lapso temporal.

La metodología propuesta detalla como guía para calcular diversos índices a lo largo de un periodo de cinco años en un sector de interés en la cuenca del Arroyo del Azul en la Provincia de Buenos Aires.

El objetivo principal del estudio es definir cuál de los índices de agua seleccionados (Gao, 1995; McFeeters, 1996 y Xu, 2006) será más eficaz en la identificación de aguas superficiales en una serie temporal de cinco años y en un sector específico de la cuenca del Arroyo del Azul. Además, para respaldar y validar los resultados, se realizó un análisis correlativo entre los valores de cada índice con los datos del índice de precipitación antecedente (IPA).

El IPA es un parámetro crucial en este análisis, ya que cuantifica la humedad almacenada en una cuenca de drenaje antes de una tormenta. Su cálculo se basa en la suma ponderada de las

cantidades diarias de precipitación. Este índice refleja de manera continua el estado de humedad previo en la cuenca, teniendo en cuenta la variabilidad estacional de las condiciones ambientales.

El coeficiente de decaimiento del IPA varía a lo largo del año, adaptándose a las condiciones estacionales. Para este estudio se aplicó k_{ver} para el verano y k_{inv} para el invierno, lo que permite considerar las variaciones en la evapotranspiración debido a la insolación y al estado de humedad ambiental.

Para mejorar la interpretación del IPA, se propuso su normalización mediante el grado de saturación del perfil, expresado por $Se = \frac{RPMP}{RSAT}$. Aquí, Se representa el grado de saturación efectiva, mientras que $RPMP$ y $RSAT$ son las láminas almacenadas en el perfil del suelo para los contenidos de humedad de punto de marchitez permanente y saturación, respectivamente.

Este enfoque correlativo permitió evaluar de manera completa la eficacia de los índices en la identificación de aguas superficiales en el área de estudio a lo largo del periodo especificado, brindando una comprensión detallada del comportamiento del IPA y su relación con la humedad del suelo y los resultados de los índices espectrales.

La serie temporal de cinco años se selecciona cuidadosamente para capturar variaciones estacionales y tendencias a largo plazo. Las imágenes satelitales utilizadas fueron las LandSat 8, con su resolución espacial y espectral, se eligen de manera que garantice una representación fiel de la zona de estudio.

Los resultados obtenidos fueron analizados meticulosamente, considerando la variabilidad espaciotemporal de los cuerpos de agua identificados por cada índice. Se comprueba la hipótesis sugerida y se observaron diferencias significativas en la eficacia de los índices en la identificación de aguas superficiales en presencia de desafíos como sombras y vegetación densa. El objetivo de la investigación que consiste en determinar la eficacia relativa de los índices de agua seleccionados (Gao, 1995; McFeeters, 1996 y Xu, 2006) en la identificación de cuerpos de agua superficiales a lo largo de una serie temporal de cinco años, específicamente en una sección delimitada de la cuenca del Arroyo del Azul,

también es alcanzado. Tras el análisis estadístico de los resultados en diversas comparaciones, se deduce que los índices propuestos por Xu y McFeeters exhiben la mejor correlación con la detección de agua en la superficie, tanto al considerar datos globales como al organizarlos según periodos estacionales. Asimismo, se observa una correlación positiva entre las comparaciones de los índices y el IPA.

Los análisis comparativos de los resultados, al tener en cuenta que los índices son normalizados y destinados a detectar agua en la superficie, evidencia que algunos de ellos muestran una mayor robustez y una capacidad de detección superior en comparación con otros. Esta disparidad en los resultados se hace especialmente evidente en la detección de aguas superficiales.

La discusión de los resultados enfatiza la sensibilidad de cada índice, proporcionando insights valiosos para futuras investigaciones y destacando la necesidad de adaptar los métodos teledetectados a entornos geográficos y climáticos específicos

Es crucial tener en cuenta las condiciones climáticas durante la captura de la imagen satelital, así como las características hidrográficas y la cobertura vegetal del área de estudio. Todos estos factores también ejercen influencia en los resultados proporcionados por los índices, subrayando la importancia de considerar el contexto específico al interpretar los hallazgos.

Este estudio apunta a la importancia de elegir el índice adecuado según el entorno específico y se delinearán perspectivas futuras, sugiriendo caminos de investigación para mejorar la precisión de la teledetección en contextos similares. Esta investigación no solo contribuye al entendimiento de la dinámica del agua en la zona ganadera pampeana, sino que también aportará al desarrollo continuo de herramientas teledetectadas para la gestión sostenible de los recursos hídricos.

Metodología

Descripción de la zona de estudio

El área de estudio de este trabajo es la Cuenca del Arroyo del Azul, ubicada en el centro de la provincia de Buenos Aires, entre los 58° 51' y 60° 10' O y los 36° 09' y 37° 19' S (Figura 1).



Figura 1. Ubicación geográfica de la cuenca hidrográfica del Arroyo del Azul y área de interés para la simulación (provincia de Buenos Aires – Argentina).

La cuenca posee una superficie de 6.237 km², conformando un entorno serrano al sur de la cuenca con una elevación de más de 200 m (pendiente media del terreno 5%), y un entorno llano al norte, por debajo de los 130 msnm (con una pendiente que oscila en un 0,1%, incluso por debajo de la misma), con una zona de transición entre las dos regiones, caracterizada por leves ondulaciones (Fajardo & Entraigas, 2017).

En la zona más bajas, extremadamente planas, con suelos altos en sodio y mal drenaje, la ganadería extensiva se da principalmente en una matriz de pastizales naturales interrumpidos por numerosas vertientes y lagunas. Las lagunas son de naturaleza semipermanente y está compuesta principalmente por dunas de arena longitudinales y parabólicas (Zárate & Mehl, 2010).

Desde el punto de vista hidrológico, lo más destacable del comportamiento del agua en cuencas bajas como la del Azul es la acumulación de agua superficial y las interacciones establecidas entre

agua superficial y subterránea, formando una hidrología atípica. Más específicamente, el interés se ha centrado en modelar las áreas más degradadas de la cuenca, zona destacada por el rectángulo amarillo sobre el recorte de la cuenca.

Recorte del área de interés dentro de la cuenca Arroyo del Azul

El área de interés consistió en un rectángulo de 24 km en dirección SO-NE y 29 km en dirección NW-SE, comprendida principalmente en los tramos bajos de la cuenca del Azul. La tabla de discretización que compone este recorte se divide en cuadrados de 1 km de lado, 696 celdas (24 filas, 29 columnas) (Figura 2). Esta grilla fue utilizada para recortar las imágenes resultados de los cálculos del NDWI. El sitio de simulación está ubicado en una intrusión de aguas poco profundas (Zimmermann, 2020a; Zimmermann, 2020b; Zimmermann, 2022).

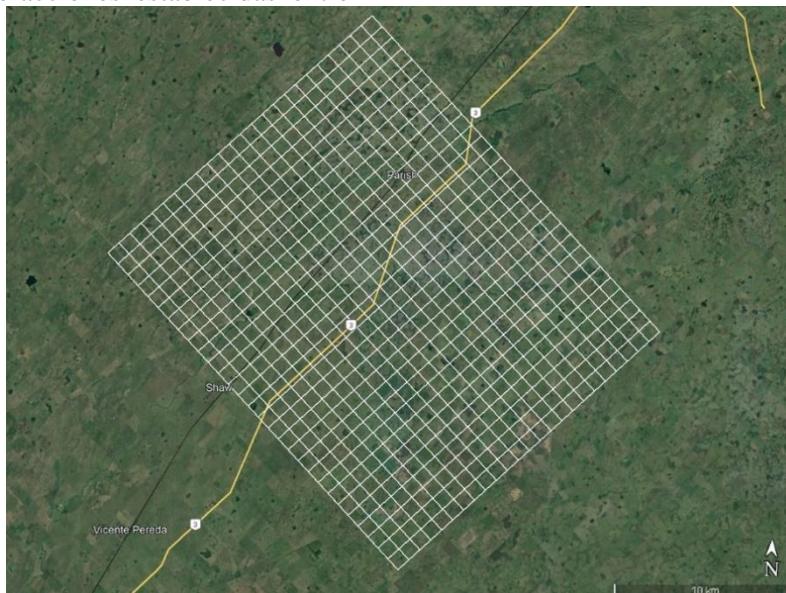


Figura 2. Grilla rectangular utilizada como recorte del área de interés para la ejecución de los cálculos de los índices.

Descarga, registro y corrección geográfica de las imágenes

Fueron establecidos criterios pluviométricos para la selección de las imágenes en función de los días con lluvia fueron seleccionadas 18 imágenes del catálogo Landsat 8 (OLI) del periodo de 2014 a 2018. Compuestas por nueve bandas espectrales, adquiridas gratuitamente a través del catálogo de imágenes del USGS Earth Explore. Fueron preferidas imágenes del primer día después de un evento de precipitaciones por cuenta de la menor cantidad de nubes, para tener mejor visualización de la vegetación y del agua en superficie. La presencia de nubes dificulta bastante la identificación de objetos en la superficie, además de influir en los resultados de los índices (Tucker *et al.*, 1991).

Calibración radiométrica

Esta etapa constituye en el cálculo de la radiancia espectral de cada banda, o sea, la conversión radiométrica donde el número digital de cada píxel de la imagen es convertido en la radiación espectral monocromática (Silva, 2009). Según Markahm y Baker (1987), este cálculo representa la radiación solar reflejada por cada píxel, por unidad de área, de tiempo, de ángulo sólido y longitud de onda, medida al nivel del satélite LANDSAT 8 OLI, para las bandas 1 a 7 (Ecuación 1).

$$L_{\lambda i} = a_i + (b_i - a_i) / 255 = ND \quad (1)$$

Donde $L_{\lambda i}$ es la radiancia espectral, a y b son las radiaciones espectrales mínima y máxima, respectivamente, ND es la intensidad del píxel, e i corresponde a las bandas de imagen. La radiancia calculada es la conversión radiométrica del número digital en valor monocromático, en este caso el valor de la radiancia que es presentada por cada píxel corresponde a la medida de las radiaciones de todos los cuerpos identificados en el área de la imagen.

Cálculo de reflectancia

Es definido como la razón entre el flujo de la radiancia solar reflejada y el flujo de la radiancia solar incidente (Ecuación 2):

$$\rho_{\lambda i} = (\pi \cdot L_{\lambda i}) / (k_{\lambda i} \cdot \cos [Z \cdot d_r]) \quad (2)$$

Donde ρ es la reflectancia, $L_{\lambda i}$ es la radiación espectral de cada banda, $k_{\lambda i}$ es la

irradiación solar espectral de cada banda en el tope de la atmósfera, Z es el ángulo cenital y d_r es el cuadrado de la razón entre la distancia tierra-sol (r_0) y tierra-sol (r), en un determinado día del año. La reflectancia espectral de una determinada superficie es extremadamente compleja, una vez que la superficie de la Tierra, en general, es heterogénea y agrega diversos elementos. (Fiorio *et al.*, 2001).

Cálculos de los Índices de Agua de Diferencia Normalizada

Esta etapa del estudio se centra en la evaluación de la eficacia de tres índices de agua normalizados, propuestos por Gao (1995, 1996), McFeeters (1996), y Xu (2006), en la identificación de aguas superficiales a lo largo de una serie temporal de cinco años en un sector específico de la cuenca del Arroyo del Azul.

La calculadora ráster en el software QGIS 3.28.5 es una herramienta poderosa que facilita el cálculo de índices de agua normalizados a partir de imágenes satelitales Landsat 8. Estos índices proporcionan información crucial sobre la presencia y la variabilidad del agua en un área específica, siendo de gran utilidad en estudios ambientales, gestión de recursos hídricos y monitoreo de cambios en el paisaje (dos Santos *et al.*, 2023).

Para utilizar la calculadora ráster en este contexto, primero es necesario cargar las imágenes satelitales Landsat 8 en el proyecto de QGIS. Una vez cargadas, se puede acceder a la calculadora ráster desde el menú "Raster" en la barra de herramientas. Dentro de la calculadora ráster, se pueden realizar operaciones matemáticas para calcular diversos índices de agua normalizados. Estos índices se basan en la relación entre las bandas espectrales específicas que son sensibles a la presencia de agua.

Al seleccionar las bandas pertinentes en la calculadora ráster y aplicar la fórmula adecuada, se obtendrá un nuevo ráster que representa el índice de agua normalizado para la escena Landsat 8. Este mapa resultante puede ser visualizado y analizado en QGIS, permitiendo identificar áreas de agua y evaluar cambios a lo largo del tiempo.

Los índices normalizados, como el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI) y los aquí evaluados para aguas superficiales, son herramientas cruciales en la teledetección, ya que transforman datos espectrales crudos en información significativa para la identificación y mapeo de características específicas (Fayshal *et al.*,

2024). En el caso de los índices de agua normalizados, estos se diseñan para resaltar las características espectrales únicas del agua, facilitando así su detección en entornos terrestres (Islam & Ahamed, 2023).

Los cuerpos de agua presentan patrones espectrales distintivos en regiones específicas del espectro electromagnético. Los índices de agua normalizados aprovechan estas diferencias en la reflectancia para destacar la presencia de agua en imágenes satelitales o datos de sensores remotos (Deros et al., 2023).

La aplicación de estos índices se vuelve esencial en la identificación precisa de aguas superficiales, lo cual es fundamental para la gestión efectiva de recursos hídricos y la comprensión de los cambios ambientales en la cuenca del Arroyo del Azul.

A continuación, se describen las metodologías propuestas por cada autor, detallando cómo estos índices normalizados son empleados para lograr una identificación precisa de aguas superficiales en el contexto de esta investigación. Estas mismas ecuaciones fueron aplicadas a calculadora ráster utilizando las bandas correspondientes para cada cálculo.

Método Gao, 1996

El método propuesto por Gao (1995, 1996) utiliza las bandas de los canales infrarrojo de onda corta (SWIR) e infrarrojo cercano (NIR). Los potenciales valores obtenidos a partir del NDMI de Gao oscilan entre -1 y 1 cuyos valores describirán superficies de agua y vegetación con contenido de humedad o zonas terrestres con y/o sin ausencia de humedad. La ecuación 3 está basada en la relación entre sus diferencias y sumas:

$$\text{NDMI} = (\text{NIR}-\text{SWIR})/(\text{NIR}+\text{SWIR}) \quad (3)$$

La relación de bandas multiespectrales se establece entre la banda NIR- Near InfraRed (o infrarrojo cercano) y la banda SWIR- Short Wavelength InfraRed (infrarrojo corto). No obstante, la propuesta de Gao en su definición es un método capaz de medir el contenido de agua líquida presente en la vegetación, lo que se constituye en un propósito. Este índice es más sensible en la identificación de vegetación con contenido de humedad. El agua y/o contenido de humedad serán identificados por los píxeles que presentan valores positivos entre 0 y 1.

Método McFeeters, 1996

Este método se basa en la sustitución de la banda SWIR por la banda visible del canal verde (Ecuación 4). Esta sustitución tiene como objetivo analizar e identificar cursos de agua, realizar monitoreo de áreas inundadas, entre otros cuerpos de agua (Brenner & Guasselli, 2015; Memon et al., 2015). En este caso, la relación de análisis de bandas multiespectrales será:

$$\text{NDWI} = (\text{GREEN}-\text{NIR})/(\text{GREEN}+\text{NIR}) \quad (4)$$

La aplicación de la banda verde permite maximizar la reflectancia del agua al trabajar con longitudes de ondas en esta franja espectral, también maximiza la reflectancia de la vegetación y minimiza la reflectancia de masas de agua gracias al NIR (Pereira et al., 2018).

No obstante, este índice cuando aplicado en zonas urbanas para identificación de curso de agua edificados, produce ciertos ruidos, es decir, los píxeles correspondientes a áreas urbanas también pueden presentar valores positivos, y de esta forma podrían ser interpretados como cuerpos de agua equivocadamente (Xu, 2006).

Método Xu, 2006

El método propuesto por Xu (2006) presenta una adaptación sistemática análoga a la de McFeeters. En este caso, la relación entre bandas no contempla el manejo de la banda NIR sino la SWIR. Es más conocido como el Índice de Agua de Diferencia Normalizada Modificado o MNDWI (Ecuación 5).

$$\text{NDWI} = (\text{GREEN}-\text{SWIR})/(\text{GREEN}+\text{SWIR}) \quad (5)$$

Los resultados del MNDWI podrán ser: 1. el agua tendrá valores positivos mayores que en la NDWI, ya que absorbe más luz SWIR que NIR; 2. La superficie urbanizada tendrá valores negativos; 3. El suelo expuesto y la vegetación seguirán teniendo valores negativos, ya que el suelo refleja más la luz SWIR que la NIR (Jensen, 2004) y la vegetación refleja la luz SWIR aún más que la luz verde.

Con todo, en comparación con la NDWI, el contraste entre el agua y el área urbana de la MNDWI aumentará considerablemente debido a los valores crecientes del agua y la disminución de los valores del terreno edificado, que pasan de positivos a negativos. El mayor realce del agua en la imagen MNDWI dará lugar a una extracción más de agua abierta, ya que las zonas urbanas, el suelo

expuesto y la vegetación son todos valores negativos y, por tanto, se suprimen notablemente e incluso se eliminan.

Índices de Precipitación Antecedente (IPA)

Con el propósito de fortalecer la robustez y confiabilidad de los resultados derivados de los índices de agua evaluados, se procedió a realizar un análisis correlacional entre los valores generados por cada índice y los datos correspondientes al índice de precipitación antecedente (IPA). Este enfoque metodológico, fundamentado en la estadística correlacional, busca establecer relaciones y patrones de asociación entre las variables de interés, a saber, los índices de agua seleccionados y el índice de precipitación antecedente (Morais et al., 2024).

La incorporación del índice de precipitación antecedente en el análisis se erige como un componente esencial para la validación de los resultados, ya que este índice proporciona información sobre las condiciones meteorológicas previas al periodo de estudio. Dicha información actúa como un parámetro de referencia adicional, permitiendo discernir la influencia de las precipitaciones en la dinámica de las aguas superficiales. La relación correlacional entre los índices de agua y el índice de precipitación antecedente se erige como un indicador significativo para verificar la coherencia de los resultados obtenidos a partir de los índices de agua seleccionados (Ramsauer & Marzahn, 2023).

Este análisis correlacional no solo contribuye a la validación de la efectividad de los índices de agua en la identificación de aguas superficiales en la cuenca del Arroyo del Azul, sino que también aporta a la comprensión integral de los factores climáticos y meteorológicos que inciden en la dinámica hídrica de la región. La conjugación de datos espectrales con información meteorológica respalda la interpretación de las variaciones en los índices de agua, añadiendo una capa de profundidad a la interpretación de los resultados obtenidos.

El IPA es un índice de la humedad almacenada en una cuenca de drenaje antes de una tormenta. Es una suma ponderada de las cantidades de precipitación diaria, utilizada como índice de la humedad del suelo (Koehler & Linsley, 1951). Se considera la siguiente expresión del índice de precipitación antecedente (Ecuación 6):

$$IPA(n) = P(n) + IPA(n - 1) * k(n) \tag{6}$$

Donde IPA(n) es el índice de precipitación antecedente correspondiente al día n del año, P(n) es la precipitación del día n, k(n) el coeficiente de decaimiento correspondiente al día n, dado por la siguiente ecuación 7:

$$k(n) = k_{ver} + (k_{inv} - k_{ver}) \text{seno}^2\left(\frac{\pi}{365}n\right) \tag{7}$$

Donde k_{ver} y k_{inv} son los coeficientes de decaimiento extremos correspondientes a las estaciones de verano e invierno, respectivamente. El valor del IPA se considera un parámetro representativo de un estado de humedad antecedente de la cuenca expresado en forma continua en el tiempo. El coeficiente de decaimiento, variable durante el año, trata de reproducir las extracciones por evapotranspiración variables estacionalmente debido a la variabilidad de las condiciones de insolación y estado de humedad ambiente.

Dado que en definitiva el IPA tiene que dar información asociada con parámetros utilizados para la estimación de humedad del suelo, se propuso su normalización mediante el grado de saturación del perfil. La propuesta surge directamente de considerar la siguiente relación (Ecuación 8):

$$S_e = \frac{IPA_n - R_{PMP}}{R_{SAT} - R_{PMP}} \tag{8}$$

Donde S_e es el grado de saturación efectiva, R_{PMP} y R_{SAT} son las láminas almacenadas en el perfil del suelo para contenidos de humedad de punto de marchitez permanente y saturación, respectivamente. Estos contenidos de humedad se consideran como límites en el proceso de cálculo del IPA (Zimmermann et al, 2009). Las láminas almacenadas se obtienen por producto entre los contenidos de humedad y la profundidad radicular del cultivo.

Métodos estadísticos aplicados: Coeficiente de correlación cruzada

El método de correlación cruzada de datos constituye una herramienta estadística fundamental utilizada para evaluar la relación lineal entre dos variables. En este caso, la correlación entre si de los valores generados por los índices de agua seleccionados, y luego la correlación entre los valores de los índices de agua y los datos

correspondientes al índice de precipitación antecedente (IPA).

La correlación cruzada proporciona un indicador cuantitativo de la fuerza y dirección de la asociación entre estas variables, permitiendo determinar si existe una relación significativa y predecible. El coeficiente de correlación cruzada, representado comúnmente por la letra "r", oscila entre -1 y 1. Un valor de 1 indica una correlación positiva perfecta, lo que significa que a medida que una variable aumenta, la otra también lo hace de manera constante. Por otro lado, un valor de -1 indica una correlación negativa perfecta, donde el aumento en una variable se asocia con una disminución constante en la otra. Un valor de 0 indica ausencia de correlación lineal (Nourani et al., 2024; Młyński et al., 2024).

Además, el coeficiente de determinación, simbolizado como "R al cuadrado" (R^2), complementa la interpretación del coeficiente de correlación. Este parámetro expresa la proporción de la variabilidad de una variable que puede explicarse por la variabilidad de la otra variable. En otras palabras, R^2 proporciona una medida de la calidad del ajuste del modelo de regresión lineal a los datos. Un R^2 cercano a 1 indica que la variabilidad en la variable dependiente puede explicarse en gran medida por la variable independiente, lo que sugiere un modelo de regresión lineal más robusto (Almouctar et al., 2024; Suri & Azad, 2024).

La aplicación del método de correlación cruzada y la evaluación de R^2 permitirán no solo determinar la presencia y dirección de la asociación entre los índices de agua y el índice de precipitación antecedente, sino también cuantificar la proporción de la variabilidad de los índices de agua que puede ser explicada por las condiciones climáticas anteriores. Este enfoque estadístico fortalecerá la validez de los resultados obtenidos, aportando una dimensión cuantitativa a la relación entre los índices de agua y las variables meteorológicas en el contexto específico de la cuenca del Arroyo del Azul.

Resultados y discusión

Serie diaria de IPA

Para el cálculo del IPA se contó con datos diarios de precipitación de la estación SHAW (ex FFCC), en el período entre octubre de 2014 a marzo de 2018. La estación está ubicada en el sector de estudio. La utilización de los datos derivados del IPA como un factor que respalda la validación de los resultados de los índices normalizados de agua a través de su correlación,

constituye un enfoque respaldado por investigaciones anteriores (Varni y Custodio, 2013; Li et al., 2023; Massari et al., 2023; Moarais et al., 2024). Para considerar las condiciones de almacenamiento en el suelo se han definido los siguientes parámetros característicos en la región estudiada:

Profundidad radicular cultivo	: 600 mm
Humedad volumétrica punto permanente, PMP	: 0.17
Humedad volumétrica saturación, SAT	: 0.56
Lámina equivalente punto marchitez perman., R_{PMP}	: 99 mm
Lámina equivalente saturación, R_{SAT}	: 336 mm

Los coeficientes de decaimiento se adoptaron como: $k_{ver} = 0.980$ y $k_{inv} = 0.995$. Con estos valores, por ejemplo, para una condición frecuente de humedad IPA = 250 mm, en verano implica un decaimiento de 5 mm y en invierno de 1.3 mm diarios, aproximadamente equivalentes a una tasa media diaria de evapotranspiración estimada para la región, según registros meteorológicos de la estación de Azul Aero (SMN), ubicada a 28 km de la zona de estudio. Con esta información pudo calcularse un valor de IPA diario para el período señalado precedentemente.

Imágenes LANDSAT 8 procesadas

El índice de referencia IPA parte de registros pluviométricos de la única estación ubicada en las cercanías, por lo que representa un valor agregado en la región, estimativo de un estado de humedad medio.

A manera equivalente, para hacer coherentes las comparaciones, se calculó un valor medio de cada índice de humedad, promediando valores en el área de estudio para todos los píxeles de las imágenes satelitales recabadas. Los resultados de estos procedimientos se ilustran en la Tabla 1.

Tabla 1. Valores de IPA y valores de los índices normalizados de agua promediados.

Fecha Imagen	IPA Normalizado	Índice Gao	Índice McFeeters	Índice Xu
10/16/2014	0.42	0.15	-0.38	-0.25
12/19/2014	0.27	0.12	-0.41	-0.25
4/26/2015	0.36	0.08	-0.50	-0.56
7/15/2015	0.56	0.07	-0.57	-0.52
8/16/2015	0.93	0.44	-0.08	0.35
9/1/2015	0.80	0.09	-0.51	-0.45
2/24/2016	0.76	0.14	-0.62	-0.53
3/11/2016	0.58	0.15	-0.24	-0.09
3/27/2016	0.70	0.11	-0.14	-0.02
4/12/2016	0.71	0.23	-0.21	0.02
11/6/2016	0.36	0.13	-0.60	-0.53
2/26/2017	0.36	0.11	-0.55	-0.25
3/14/2017	0.35	0.16	-0.58	-0.47
5/1/2017	0.42	0.12	-0.61	-0.53
6/2/2017	0.59	0.20	-0.29	-0.10
12/11/2017	0.38	0.10	-0.58	-0.52
1/28/2018	0.25	0.12	-0.60	-0.55
2/13/2018	0.12	0.13	-0.59	-0.54

Las Figuras 4, 5 y 6 muestran las comparativas gráficas entre índices e IPA, incluyendo líneas de tendencia y coeficientes de determinación R^2 . La comparación entre IPA e índice Gao (Figura 3) presenta la menor de las correlaciones con una función lineal, con una diferencia apreciable en los eventos muy húmedos en donde el índice se dispara muy por encima de la recta de regresión.

Esto daría la pauta de una regresión no lineal entre ambos índices. Respecto a los otros índices de humedad, IPA vs. Índice McFeeters (Figura 4) e IPA vs. Índice Xu (Figura 5), se nota un comportamiento similar, con mejores correlaciones con la función lineal y una mayor robustez frente a valores secos y húmedos en la zona de estudio.

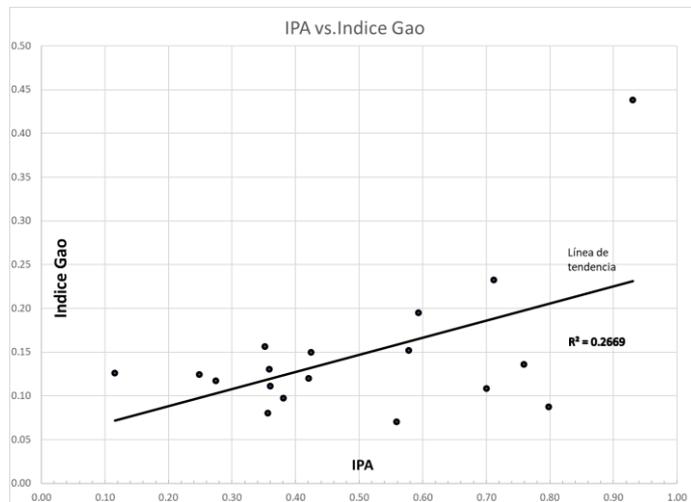


Figura 3. Resultados de la comparación entre los índices IPA e índice Gao.

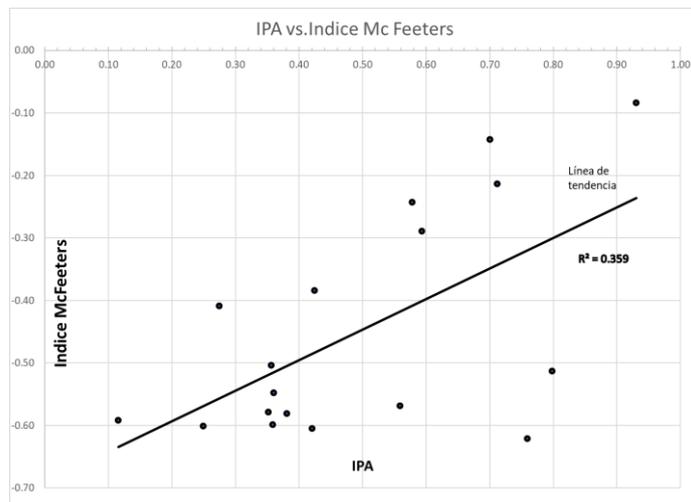


Figura 4. Resultados de la comparación entre los índices IPA e índice McFeeters.

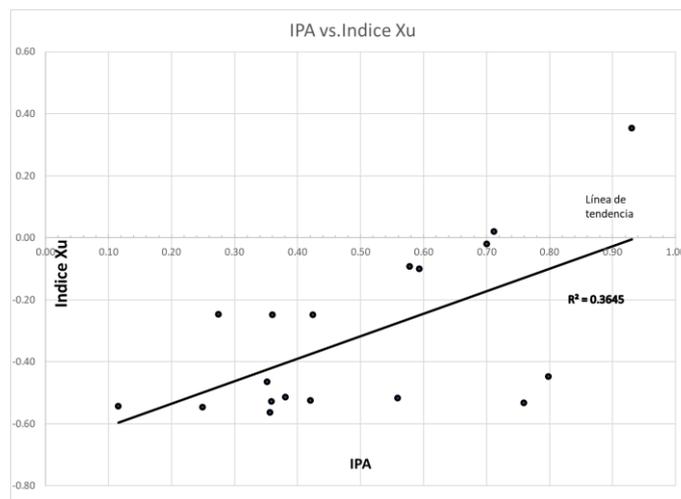


Figura 5. Resultados de la comparación entre los índices IPA e índice Xu.

Resultados de las correlaciones entre los Índices Normalizados de Agua

Se realizaron comparaciones entre los índices de Gao, Xu y McFeeters, utilizando el IPA como referencia para validar los resultados de los índices espectrales. Los resultados entre las correlaciones de los índices y el IPA indican que el índice propuesto por Xu presenta una mejor correlación con el IPA en comparación con los otros dos índices.

Para profundizar y detallar el comportamiento de los índices según su capacidad de detección de aguas superficiales, también se realizaron correlaciones entre los índices normalizados de agua. Los resultados indican una correlación positiva entre los índices de Xu y

McFeeters, reforzando la relación encontrada entre estos índices y el IPA (Defalque et al., 2023; Shafiullah et al., 2023; Nagaraj & Kumar, 2024, Vasquez et al., 2024).

Además, también fueron realizadas correlaciones entre los índices agrupándolos segundo las fechas de las imágenes Satelitales en estaciones del año, a fin de observar la influencia de los periodos de lluvia y sequía. Los resultados sugieren que los índices de Xu y McFeeters tienen una alta correlación, especialmente durante el período otoño-invierno, lo que los hace adecuados para la detección de agua en superficie mediante técnicas de teledetección para el área de estudio en análisis.

Correlación cruzada entre los índices de Gao, Xu y McFeeters

Los resultados obtenidos en las comparaciones de los índices y el IPA, concluye que el índice propuesto por Xu presenta mejor correlación con el IPA. Además, se observó un resultado indirecto, según la comparación de los índices con el IPA, que apunta a una posible correlación positiva entre los índices propuestos por Xu y McFeeters.

Se realizó distintos análisis estadísticos comparativos con el objetivo de identificar cuales presentaban correlaciones positivas.

De forma desagregada se ha comparados los resultados de los diferentes índices, píxel a píxel en escala espacial de 1km. En total, se obtuvo 8.081 datos, que corresponden a los valores de cada píxel de las 18 imágenes procesadas según lo establecido en los tres índices seleccionados. Los datos fueron analizados estadísticamente a partir del método de correlación cruzada.

En los gráficos, la línea roja vertical simboliza el valor mínimo para el cual el índice graficado en las abscisas define un píxel de agua, en tanto que, la línea verde horizontal simboliza el valor mínimo para el cual el índice graficado en las ordenadas define un píxel de agua.

Los resultados del índice Gao fueron comparados con los resultados obtenidos del índice

McFeeters, y presentó correlación de 0.170 (Figura 6). Entre los resultados del índice de Gao comparados con el índice de Xu la correlación fue de 0.606 (Figura 7). Y la comparación entre los índices de Xu y McFeeters presentó correlación de 0.871 (Figura 8). Estos resultados indican que hay una correlación positiva entre los índices McFeeters y Xu.

Esta correlación refuerza el resultado obtenido en la comparación entre los mismos índices y el índice IPA, pues, los resultados comparativos entre los índices también presentaron comportamiento similar.

Los índices McFeeters y Xu, muestran una correlación directa y positiva entre ellos, por lo tanto, muestran una actuación muy semejante entre ellos. No obstante, entre McFeeters y Gao se obtuvo la peor de las correlaciones, y entre Xu y Gao se obtuvo una correlación intermedia.

De acuerdo con el análisis estadístico de la correlación y observando el comportamiento de distribución del conjunto de datos McFeeters y Xu son índices que demuestra mayor capacidad de identificar agua en las imágenes del periodo de cinco años.

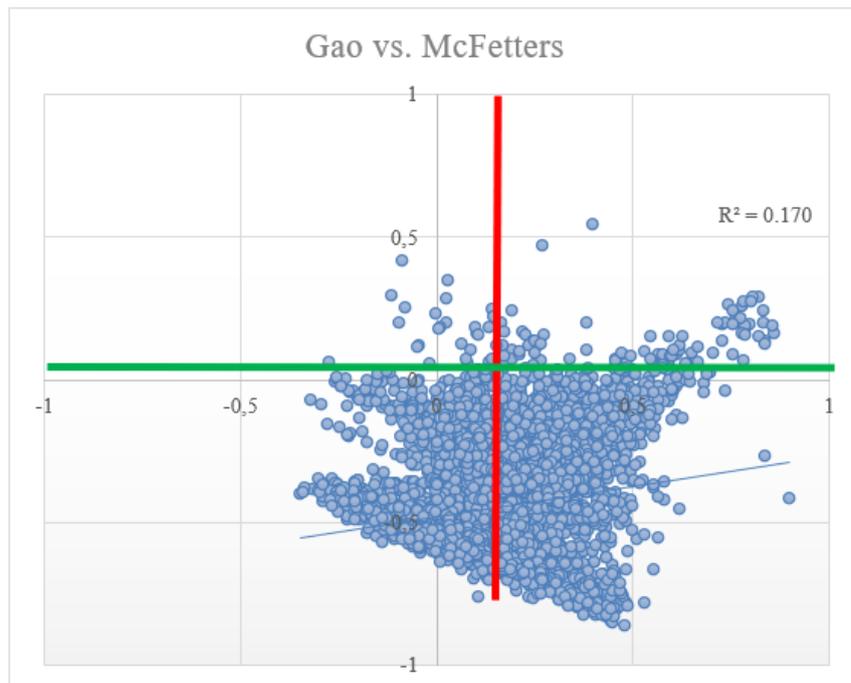


Figura 6. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y McFeeters.

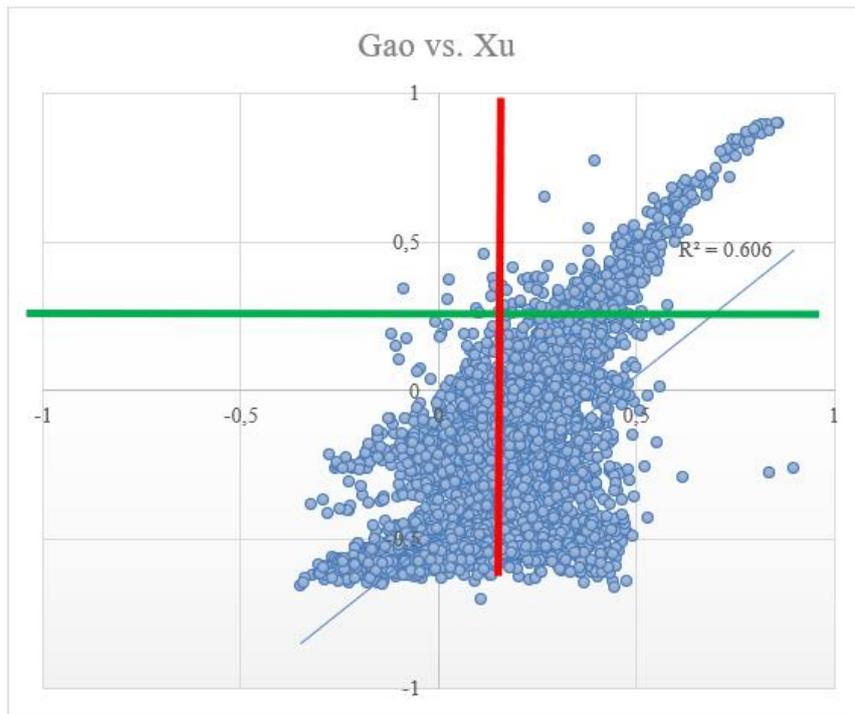


Figura 7. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y Xu.

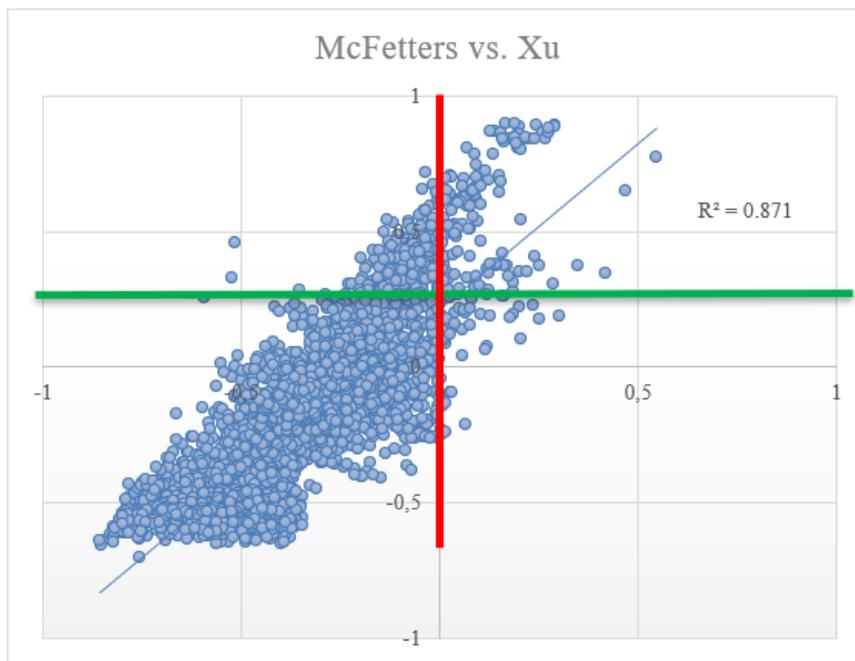


Figura 8. Resultados de la correlación de los resultados obtenidos de la ejecución de los índices McFeters y Xu.

El análisis de correlación cruzada entre los espectrales de agua, representados por los índices normalizados propuestos por Gao, Xu y McFeters, arroja luz sobre las relaciones lineales entre estas variables. Los coeficientes de correlación no solo describen la fuerza y dirección de las asociaciones espectrales, sino que también proporcionan información valiosa sobre la coherencia entre los índices (Suri & Azad, 2024).

La correlación entre los índices normalizados de agua de Gao y McFeters revela un coeficiente de 0.170, indicando una relación débil pero positiva entre estos dos índices. Por otro lado, la correlación entre los índices de agua propuestos por Gao y Xu exhibe un coeficiente de 0.606, sugiriendo una conexión moderadamente fuerte y positiva entre ambos.

En cuanto a los índices normalizados de agua de McFeters y Xu, la correlación cruzada revela un coeficiente de 0.871, evidenciando una relación robusta y positiva entre estos índices espectrales. Estos resultados no solo confirman la existencia de relaciones lineales, sino que también cuantifican la intensidad de las asociaciones específicas entre los índices.

La inclusión de información sobre los índices normalizados de agua aporta una dimensión adicional al análisis, permitiendo una comprensión más completa de la interconexión entre los espectrales de agua y sus respectivos índices propuestos (Ramsauer & Marzahn, 2023).

Considerando el resultado que indica un comportamiento similar y correlación positiva entre los índices McFeeters y Xu, se realizó también un análisis estadístico a fin de identificar si el mismo patrón se repetían organizando los datos de acuerdo con los periodos estacionales.

Para obtener más detalles del comportamiento de los índices en se realizó el mismo análisis estadístico, pero organizando los datos de acuerdo con las fechas de las imágenes en dos grupos: primavera - verano y otoño – invierno.

Correlación Gao y McFeeters período primavera-verano

La discrepancia observada en los datos entre los índices Gao y McFeeters durante el periodo primavera-verano suscita interrogantes fundamentales en el ámbito de la teledetección ambiental. La correlación significativamente baja de (0,215) indica una falta de concordancia en la identificación de características hídricas entre ambos índices (Figura 9).

Este fenómeno se manifiesta de manera evidente cuando el índice Gao señala la presencia de agua, mientras que el índice McFeeters sugiere lo contrario, indicando la ausencia de agua en las áreas correspondientes. Este desacuerdo sistemático subraya la complejidad de la interpretación de datos teledetectados y destaca la necesidad de investigaciones adicionales para comprender las causas subyacentes de esta

divergencia en la detección de recursos hídricos mediante diferentes índices espectrales.

La complejidad de la interpretación de datos teledetectados se ve acentuada en la región de la Pampa Argentina durante el período de primavera-verano, donde las dinámicas de lluvias y sequías pueden tener un impacto significativo en los índices Gao y McFeeters. En esta región, caracterizada por extensas llanuras, la variabilidad climática durante la primavera y el verano puede resultar en desafíos adicionales para la detección de recursos hídricos a través de la teledetección (Zimmermann, 2022).

Durante la primavera, la Pampa Argentina experimenta a menudo un aumento en las precipitaciones, lo que puede influir en la detección de características hídricas mediante los índices espectrales (Guevara-Ochoa et al., 2024). Las lluvias pueden provocar cambios en la reflectancia del suelo y la vegetación, afectando la respuesta de los índices Gao y McFeeters. Por ejemplo, la presencia de agua superficial después de lluvias intensas podría ser correctamente identificada por el índice Gao, mientras que el índice McFeeters podría no reflejar adecuadamente estos cambios, dando lugar a la baja correlación observada.

Por otro lado, en períodos de sequía durante el verano, la escasez de lluvias puede afectar la interpretación de ambos índices. La falta de agua en los suelos y cuerpos de agua puede generar respuestas espectrales diferentes, lo que puede llevar a discrepancias en la detección de características hídricas. La correlación baja entre los índices Gao y McFeeters podría deberse a la dificultad de estos índices para discernir entre condiciones de sequía y la presencia real de agua.

Este fenómeno subraya la importancia de considerar las variaciones estacionales y climáticas específicas de la Pampa Argentina al interpretar datos teledetectados. La falta de concordancia entre los índices espectrales destaca la necesidad apremiante de investigaciones adicionales que aborden las particularidades de la región y las dinámicas estacionales, contribuyendo así a mejorar la precisión de la teledetección de recursos hídricos en este entorno específico.

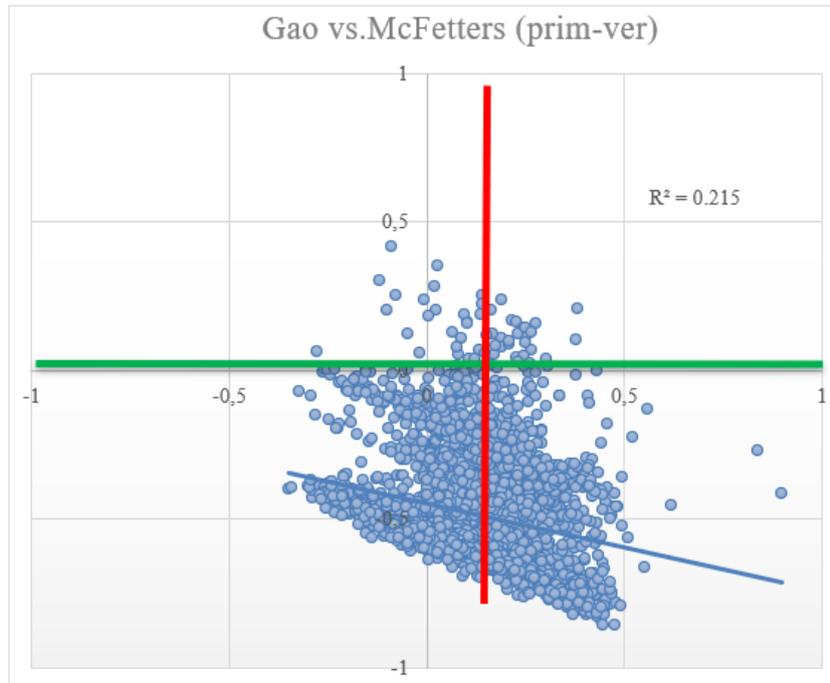


Figura 9. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y McFeeters para el período primavera verano.

Correlación Gao y McFeeters período otoño-invierno

En el contexto específico de la cuenca Aarroyo del Azul, es crucial considerar las condiciones climáticas, especialmente las precipitaciones y el comportamiento del agua superficial durante el período otoño-invierno. Durante esta estación, la región experimenta cambios significativos en los patrones meteorológicos, lo que influye directamente en los índices de Gao y McFeeters.

Las precipitaciones en la desempeñan un papel fundamental en la dinámica del agua superficial. Durante el otoño-invierno, es común observar un aumento en la cantidad de precipitación, contribuyendo al flujo de agua en el arroyo. Este aumento puede afectar directamente los índices de Gao y McFeeters, ya que estos están intrínsecamente relacionados con la reflectancia de la superficie y, por ende, con la presencia de agua.

El conjunto de datos graficados en la figura 10 revela una tendencia positiva en los datos otoño-invierno para los índices de Gao y McFeeters. Sin embargo, a pesar de esta tendencia, la correlación entre ellos sigue siendo baja, registrando un valor de 0,499. Este resultado resalta la complejidad de la relación entre los índices y sugiere que otros

factores, como la variabilidad en las precipitaciones y el comportamiento del agua superficial, podrían estar influyendo en los resultados.

Es importante señalar que la baja correlación entre los índices indica que la utilización de estos mismos índices podría generar resultados notablemente diferentes en el análisis. La presencia de precipitaciones abundantes durante el otoño-invierno puede alterar significativamente la reflectancia de la superficie y, por ende, afectar la interpretación de los índices utilizados en el estudio (Vasquez et al., 2024).

Al examinar los datos otoño-invierno en la cuenca, es esencial tener en cuenta las variaciones en las precipitaciones y el agua superficial, ya que estos factores pueden ser determinantes en la interpretación de los índices de Gao y McFeeters y, por ende, en la comprensión de los procesos ambientales en la región.

Entretanto, en el caso comparativo entre los datos otoño-invierno para los índices de Gao y McFeeters los resultados demuestran una tendencia positiva. Aunque la correlación aún sigue siendo baja (0,499) cuando comparado con los resultados de las correlaciones siguientes.

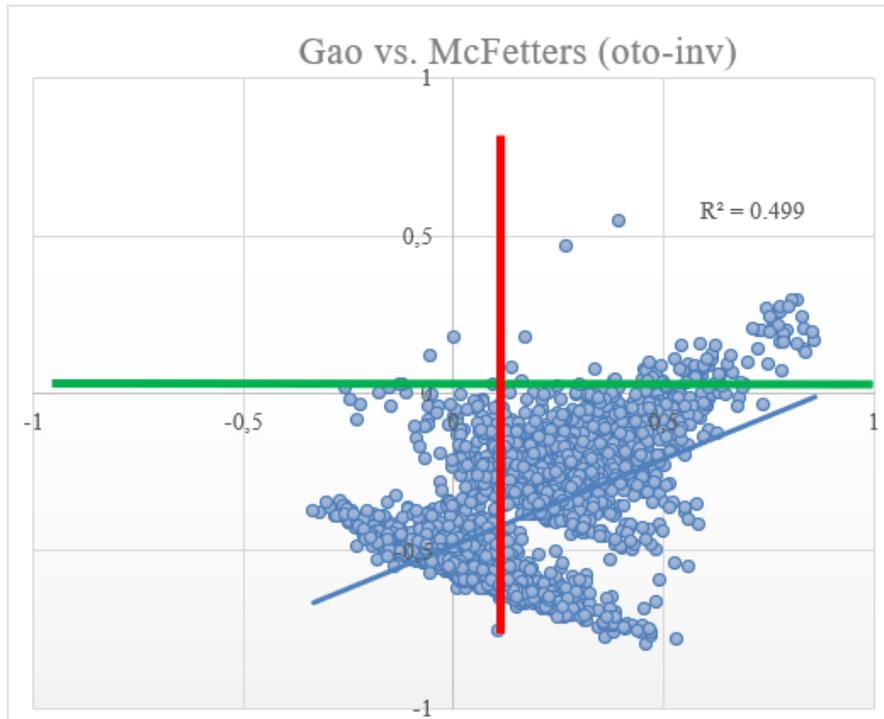


Figura 10. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y McFeters para el período otoño - invierno.

Correlación Gao y Xu período primavera-verano

La evaluación de los índices Gao y Xu durante el período primavera-verano en la región objeto de estudio revela una tendencia positiva, aunque con una correlación notablemente baja (0,282). Este hallazgo sugiere que, a pesar de la dirección general positiva de ambos índices, están pronosticando situaciones divergentes en relación con la presencia de agua en la región.

El cuadrante superior derecho, delineado por las rectas verde y roja en la Figura 11, resalta las escasas coincidencias en las cuales ambos índices detectan la presencia de agua. Esta discrepancia entre los resultados de los índices Gao y Xu durante la temporada primavera-verano destaca la complejidad en la interpretación de datos teledetectados en esta región específica.

La variabilidad climática asociada con la primavera y el verano en esta zona podría estar

contribuyendo a la baja correlación observada. Durante la primavera, las lluvias pueden afectar la reflectancia del suelo y la vegetación de manera diferente, influyendo en las respuestas de los índices espectrales. Por otro lado, en verano, las condiciones de sequía pueden generar cambios en la detección de recursos hídricos, complicando aún más la concordancia entre los índices Gao y Xu.

Estos hallazgos subrayan la necesidad de considerar las variaciones estacionales específicas de la región en el análisis de datos teledetectados. La baja correlación entre los índices Gao y Xu resalta la importancia de investigaciones adicionales que aborden las condiciones climáticas particulares de la primavera y el verano en esta área, buscando mejorar la precisión de la detección de agua mediante índices espectrales.

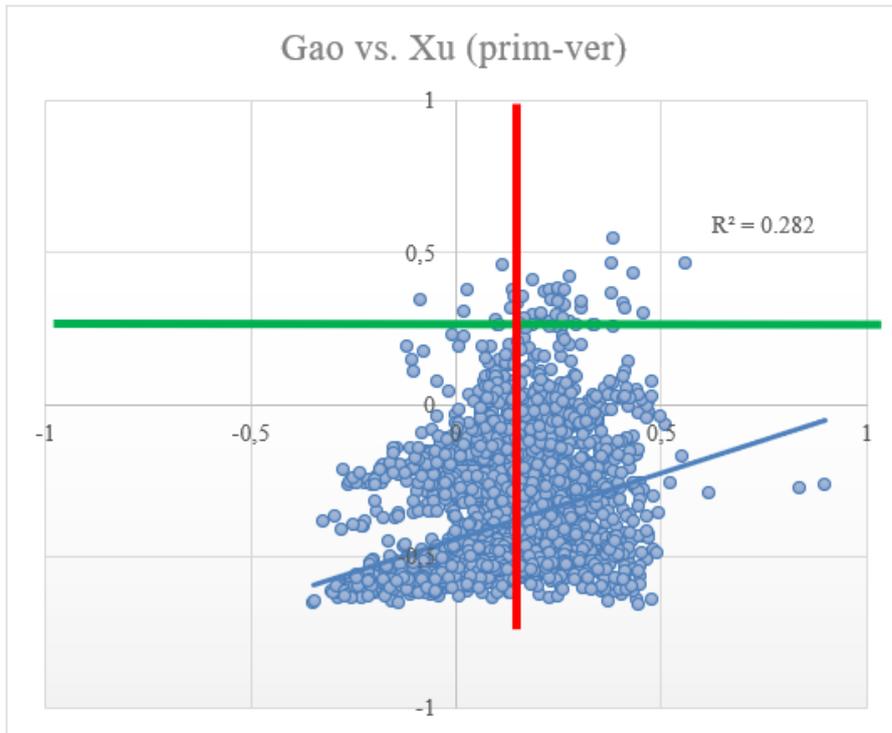


Figura 11. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y Xu para el período primavera - verano.

Correlación Gao y Xu periodo otoño-inverno

Al analizar los resultados comparativos de los índices Gao y Xu durante el período otoño-invierno, se destaca una mejora significativa en la correlación, alcanzando un valor de 0,809. Esta correlación más elevada indica una tendencia positiva más robusta entre ambos índices durante las estaciones otoñales e invernales en comparación con el período primavera-verano.

En el cuadrante superior derecho de la Figura 12, delineado por las rectas verde y roja, se evidencian pronósticos muy semejantes entre Gao y Xu. En otras palabras, cuando el índice Gao identifica la presencia de agua, Xu también muestra una identificación similar en la misma proporción. Esta congruencia en los resultados sugiere una mayor fiabilidad en la detección de agua superficiales por parte de ambos índices específicamente durante el otoño y el invierno en la región de la Pampa Argentina.

Las variabilidades climáticas asociadas con el otoño y el invierno pueden desempeñar un

papel crucial en esta mejora de correlación. Durante el otoño, las condiciones climáticas pueden ser más estables, y las lluvias pueden ser más regulares, contribuyendo a una respuesta más consistente de los índices Gao y Xu. En invierno, aunque las precipitaciones pueden disminuir, la reflectancia del suelo puede ser más homogénea, facilitando la detección de agua por parte de ambos índices (Rodríguez et al., 2021).

Este hallazgo resalta la importancia de considerar las variabilidades climáticas específicas de cada estación al interpretar datos teledetectados en la Pampa Argentina. Mientras que el período primavera-verano puede presentar desafíos en la detección de recursos hídricos, el otoño-invierno muestra una correlación más sólida entre los índices Gao y Xu, destacando la necesidad de una evaluación estacional detallada para una interpretación precisa de los resultados teledetectados en esta región.

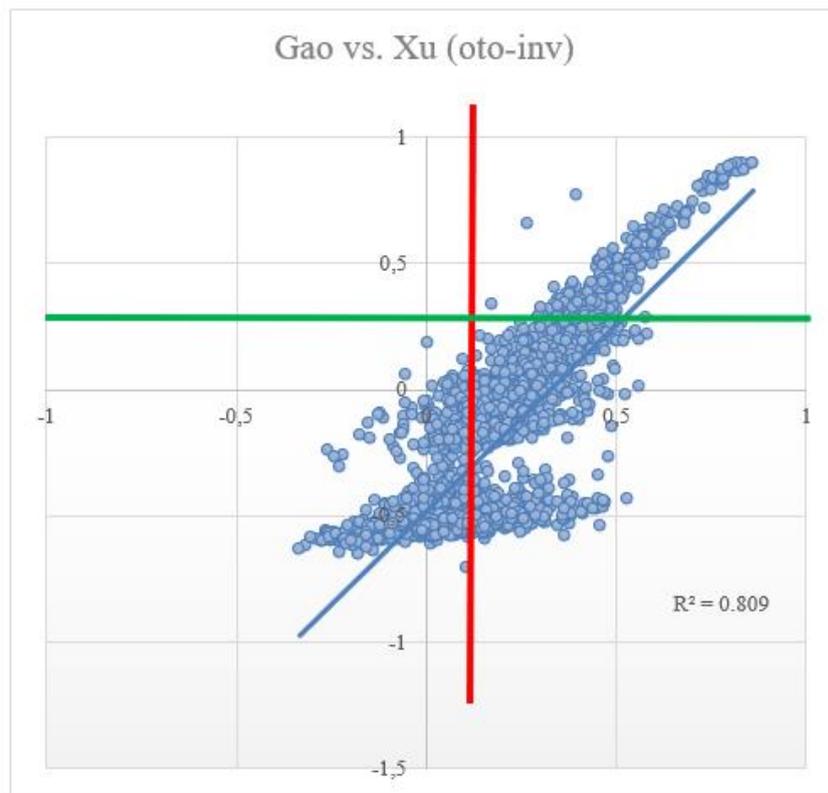


Figura 12. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices Gao y Xu para el período otoño - invierno.

Correlación McFeeters y Xu período primavera-verano

Al examinar detalladamente los resultados de correlación entre los índices de Xu y McFeeters durante el periodo primavera-verano, se observa una correlación destacada de 0,844, indicando una tendencia positiva significativa (Figura 13). Este hallazgo sugiere una consistencia en la identificación de agua por parte de ambos índices durante estas estaciones específicas.

La tendencia positiva en la correlación implica que cuando uno de los índices, ya sea Xu o McFeeters, identifica la presencia de agua, el otro índice tiende a hacer lo mismo en una proporción similar (Wang et al., 2024). Este pronóstico muy semejante entre los dos índices refleja una alta compatibilidad en sus resultados y señala que ambos podrían ser utilizados de manera intercambiable en la identificación de agua en la región durante la primavera y el verano.

La reciedumbre de la correlación entre los índices Xu y McFeeters durante estas estaciones

puede estar influenciada por las variabilidades climáticas específicas de la Pampa Argentina. Durante la primavera, las lluvias pueden generar cambios en la reflectancia del suelo y la vegetación, afectando de manera consistente las respuestas de ambos índices. En verano, la estabilidad climática podría contribuir a una detección más precisa de recursos hídricos.

Este análisis de correlación positiva destaca la idoneidad de los índices Xu y McFeeters para la detección de agua en superficie mediante técnicas de teledetección en el área de estudio durante las estaciones primavera-verano.

La conclusión de que ambos índices son adecuados se refuerza al comparar sus resultados con el índice IPA, considerado como un método agregado. Estos hallazgos enfatizan la importancia de evaluar índices específicos en diferentes estaciones para mejorar la precisión de la teledetección de agua en esta región particular.

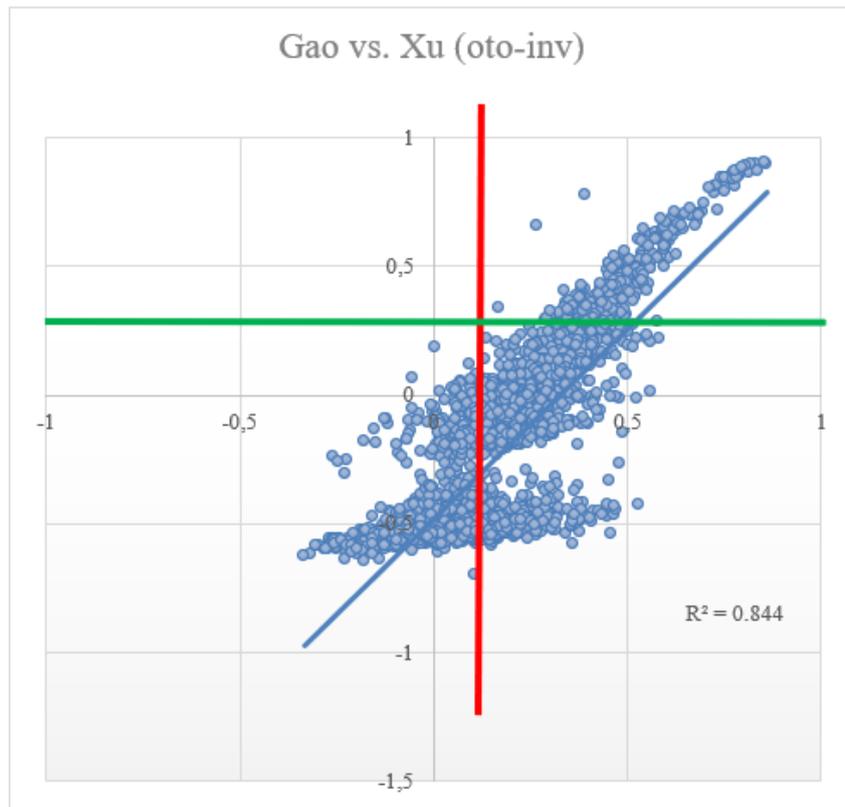


Figura 13. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices McFeeters y Xu para el período primavera - verano.

Correlación McFeeters y Xu período otoño-inverno

El análisis de los índices Xu y McFeeters, se destaca una correlación aún más robusta durante el período otoño-invierno, alcanzando un valor de 0,908 y manteniendo una tendencia positiva (Figura 14). Esta mejora en la correlación sugiere una consistencia aún mayor en la identificación de agua por parte de ambos índices durante las estaciones otoñales e invernales.

El cuadrante superior derecho de la Figura 14, delineado por las rectas verde y roja, resalta la coherencia en los pronósticos entre los índices Xu y McFeeters durante el otoño e invierno. Cuando uno de los índices detecta la presencia de agua, el otro índice tiende a hacerlo de manera proporcionalmente similar, indicando una respuesta armonizada a las condiciones climáticas específicas de estas estaciones.

La correlación más elevada durante el otoño e invierno podría atribuirse a la estabilidad

climática característica de estas estaciones en la región. Durante el otoño, las precipitaciones pueden proporcionar condiciones más homogéneas en la reflectancia del suelo, mientras que, en invierno, la menor variabilidad climática podría contribuir a una detección más precisa y consistente de recursos hídricos por parte de ambos índices.

En relación con los resultados anteriores del periodo primavera-verano, donde la correlación fue de 0,844, y considerando ahora la correlación aún mayor de 0,908 durante el otoño-invierno, se evidencia la capacidad robusta de los índices Xu y McFeeters para la detección de agua en diferentes estaciones climáticas en la Pampa Argentina.

Esta consistencia a lo largo de las estaciones refuerza la conclusión de que ambos índices son apropiados y compatibles para la teledetección de agua en la región, proporcionando así una herramienta confiable para evaluar la dinámica hídrica a lo largo del año.

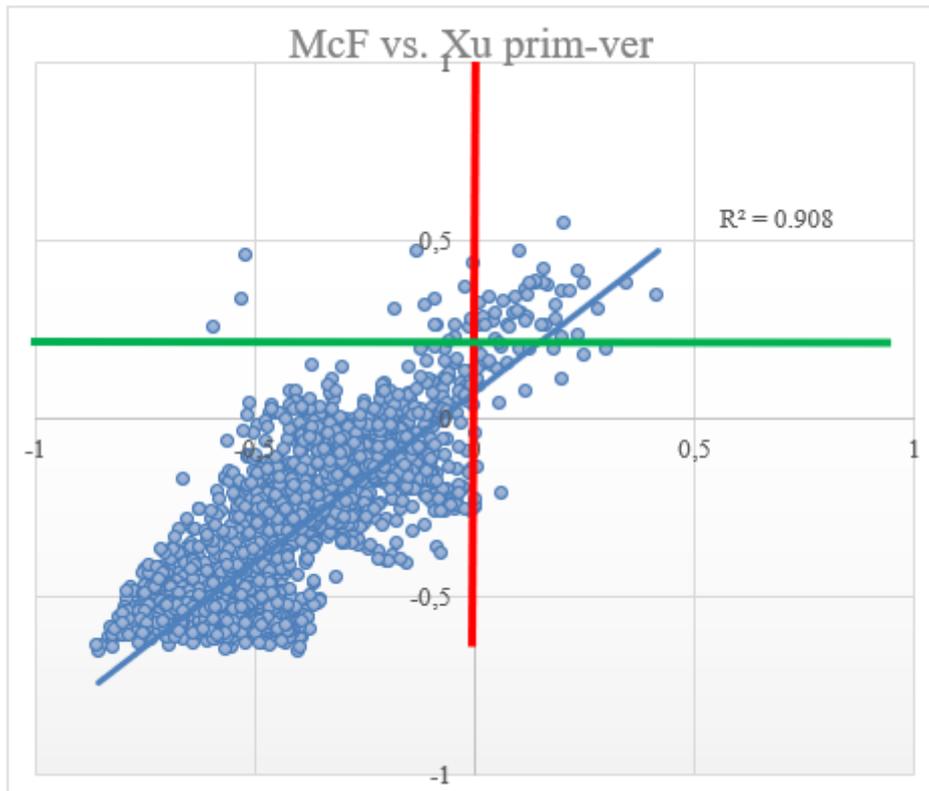


Figura 14. Correlación entre los resultados obtenidos de la ejecución de los índices McFeeters y Xu para el período otoño - invierno.

Conclusiones

De acuerdo con los resultados analizados estadísticamente en las distintas comparaciones se concluye que los índices que mejor presentaron correlación en función de la detección de agua en superficie han sido los propuestos por Xu y McFeeters, tanto con datos globales como los datos organizados por periodos estacionales. También esta correlación positiva ha sido observada entre las comparaciones de los índices vs. IPA.

Los hallazgos revelan que el índice propuesto por Xu exhibe una correlación más robusta con el IPA en comparación con los otros dos índices evaluados. Es importante destacar que se ha identificado una correlación positiva entre los índices de Xu y McFeeters, fortaleciendo la relación previamente establecida entre estos índices y el IPA.

El análisis abarcó 8.081 celdas de píxeles extraídas de 18 imágenes procesadas a una escala espacial de 1 km, utilizando métodos estadísticos, como la correlación cruzada. Las relaciones entre los índices Gao y McFeeters, Gao y Xu, así como Xu y McFeeters, arrojaron valores de correlación de 0.170, 0.606 y 0.871, respectivamente.

Notablemente, se resalta una correlación positiva significativa entre los índices de Xu y McFeeters.

Se llevó a cabo un análisis estacional, dividiendo los datos en periodos de primavera-verano y otoño-invierno. Se observó que la correlación entre los índices Gao y McFeeters fue baja en primavera-verano (0.215) y positiva en otoño-invierno (0.499). En cuanto a la relación entre Gao y Xu, se registró una baja correlación en primavera-verano (0.282) y una correlación significativamente alta en otoño-invierno (0.809). Los índices de Xu y McFeeters exhibieron correlaciones positivas destacadas en ambos periodos estacionales (primavera-verano: 0.844, otoño-invierno: 0.908).

Estos resultados corroboraron con la confirmación de la hipótesis inicial planteada, como también con el cumplimiento del objetivo propuesto, siendo los índices normalizados de agua presentados por McFeeters y Xu los más adecuados a ser aplicado en la zona pampeana para la identificación de aguas superficiales por medio de datos espectrales.

Sabiendo que los índices presentados en este estudio son normalizados, y proponen detectar agua en superficie, el estudio comparativo aquí presentado demuestra de algunos de ellos tienen

mejor robustez y presenta mejor capacidad de detección que otros. Esta diferencia de resultados entre los índices se observó específicamente en la detección de aguas superficiales.

Además, se considera sumamente importante llevar en consideración las condiciones climáticas del período en que fue tomada la imagen satelital, como también las características hidrográficas, y tipo de cobertura vegetal del área de estudio. Todos estos factores también influenciarán en los resultados presentados por los índices.

Este estudio comparativo resalta la importancia de seleccionar índices con base en su rendimiento específico en la detección de agua en superficie, considerando la variabilidad estacional, las condiciones climáticas y las características del entorno geográfico. Estos hallazgos contribuyen a una comprensión más precisa y contextualizada de la utilidad de los índices analizados en la detección de agua en diferentes escenarios y condiciones.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Investigación y Técnicas (CONICET - ARGENTINA) por el financiamiento de este estudio por medio de la beca postdoctoral Latinoamérica 2020. Se agradece a la Universidad Tecnológica Metropolitana por apoyar este estudio, y también al Laboratorio de Suelos y Medio Ambiente, dependiente del Departamento de Industria, Facultad de Ingeniería de la UTEM.

Referências

- Almouctar, M. A. S., Wu, Y., Zhao, F., & Qin, C. (2024). Drought analysis using normalized difference vegetation index and land surface temperature over Niamey region, the southwestern of the Niger between 2013 and 2019. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 52, 101689. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2024.101689>
- Ares, M. G., Zabala, M. E., Dietrich, S., Vercelli, N., Entraigas, I., Gregorini, C. A., ... & Aispún, Y. (2024). Drainage network dynamics in an agricultural headwater sub-basin. *Science of The Total Environment*, 169826. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.169826>
- Augusto, R. C., Cruz, C. B. M., da Silva Seabra, V. Martins, J. S. (2022). Delimitação de zona ripária em planícies através do Índice Normalizado de Diferença da Água (NDWI) e série multitemporal Landsat. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 15(1), 234-249. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v15.1.p234-249>
- Bhaga, T. D., Dube, T., Shekede, M. D., Shoko, C. (2020). Impacts of climate variability and drought on surface water resources in Sub-Saharan Africa using remote sensing: A review. *Remote Sensing*, 12(24), 4184. <https://doi.org/10.3390/rs12244184>
- Brenner, V. C., Guasselli, L. A. (2015). Índice de diferença normalizada da água (NDWI) para identificação de meandros ativos no leito do canal do rio Gravataí/RS–Brasil. *Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR*, João Pessoa-PB, Brasil, 25. <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0727.pdf>
- Chandramohan, K., Elayapillai, P., Vijayalakshmi, G., & Kaliraj, S. (2024). Evaluating the relation of NDVI, NDWI, SMI, and LAI to land and soil degradation processes—a case study of Virudhunagar district, Tamil Nadu, India. In *Remote Sensing of Soils* (pp. 689-697). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-18773-5.00040-5>
- Chaves, M., CA Picoli, M., D. Sanches, I. (2020). Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: A systematic review. *Remote Sensing*, 12(18), 3062. <https://doi.org/10.3390/rs12183062>
- Cullen, K. A. (2023). A review of applications of remote sensing for drought studies in the Andes region. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 49, 101483. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101483>
- da Silva, J. L. B., de Albuquerque Moura, G. B., da Silva, M. V., de Oliveira-Júnior, J. F., Jardim, A. M. D. R. F., Refati, D. C., ... & Santos, R. C. (2023). Environmental degradation of vegetation cover and water bodies in the semiarid region of the Brazilian Northeast via cloud geoprocessing techniques applied to orbital data. *Journal of South American Earth Sciences*, 121, 104164. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.104164>
- da Silveira Junior, C. R., Junior, L. G. F. da Silva, B. B. (2019). Características e desafios de

- geração do NDVI para o Brasil a partir de dados do satélite de órbita geoestacionária Meteosat-101. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 12(03), 1142-1155. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v12.3.p1142-1155>
- De Moraes, M. A. E., Mendes Filho, W. M., Mendes, R. M., Bortolozzo, C. A., Metodiev, D., De Andrade, M. R. M., ... & Pampuch, L. A. (2024). Antecedent Precipitation Index to Estimate Soil Moisture and Correlate as a Triggering Process in the Occurrence of Landslides. *International Journal of Geosciences*, 15(1), 70-86. <https://doi.org/10.4236/ijg.2024.151006>
- Defalque, G., Santos, R., Pache, M., & Defalque, C. (2023). A review on beef cattle supplementation technologies. *Information Processing in Agriculture*. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2023.10.003>
- Deros, S. N. M., Jalal, K. A., Ishak, N. A., Din, N. M., & Naim, M. R. (2023, March). Geospatial Based Application for Dam Planning and Monitoring in Malaysia: A Review. In *International Conference on Dam Safety Management and Engineering* (pp. 703-721). Singapore: Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-3708-0_48
- dos Santos, J. D. B. G., de Souza Hacon, S., & da Silva Neves, S. M. A. (2023). Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e seu uso no estudo da saúde humana: uma revisão de escopo. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 16(03), 1115-1144. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.3.p1115-1144>
- Fan, Y., Yang, Z., Huai, W., Dai, H., & Zhai, Y. (2024). Dynamic distribution monitoring and biomass estimation of aquatic vegetation in Jupia Hydropower Station, Brazil. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 51, 101606. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101606>
- Farias, F., Teixeira, A., Sousa, I., Leivas, J., Takemura, C., & Garçon, E. (2023). Large-scale water balance modeling using remote sensing and weather data: Application in an agricultural growing region of the coastal northeast Brazil. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 32, 101072. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101072>
- Fayshal, M. A., Uddin, M. J., Haque, M. N., & Niloy, M. N. R. (2024). Unveiling the impact of rapid urbanization on human comfort: a remote sensing-based study in Rajshahi Division, Bangladesh. *Environment, Development and Sustainability*, 1-35. <https://doi.org/10.1007/s10668-023-04354-y>
- Fiorio, P. R., Dematte, J. A., Nanni, M. R. (2001). Dados radiométricos nos níveis de laboratório, campo e orbital na discriminação de solos desenvolvidos numa topossequencia. X Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (págs. 1393-1397). Paraná: Anais SBSR. <http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/lise/2001/09.20.18.06.55/doc/1393.1397.300.pdf>
- Gao, B. C. (1995, June). Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. In *Imaging Spectrometry* (Vol. 2480) pp. 225-236. SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.210877>
- Gao, B.C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3), 257-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Gao, H., Wang, L., Jing, L., Xu, J. (2016). An effective modified water extraction method for Landsat-8 OLI imagery of mountainous plateau regions. In *IOP conference series: earth and environmental science* (Vol. 34) No. 1, p. 012010. IOP Publishing. DOI 10.1088/1755-1315/34/1/012010.
- Gao, Y., Walker, J. P., Allahmoradi, M., Monerris, A., Ryu, D., Jackson, T. J. (2015). Optical sensing of vegetation water content: A synthesis study. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4), 1456-1464. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2398034>
- Grueso-Domínguez, M., Castro-Jiménez, C., Correa-Ochoa, M., Saldamaga-Molina, J. (2019). Estado del arte: desalinización mediante tecnologías de membrana como alternativa frente al problema de escasez de agua dulce. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*,

- 18(35), 69-89.
<https://doi.org/10.22395/rium.v18n35a5>
- Guddeti, S. S., Kurakalva, R. M., & Karuppanan, S. (2024). Identification of vulnerable areas using geospatial technologies in the lower Manair River basin of Telangana, Southern India. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2296379.
<https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2296379>
- Guevara-Ochoa, C., Sierra, A. M., Vives, L., & Barrios, M. (2024). Impact of rainfed agriculture on spatio-temporal patterns of water balance and the interaction between groundwater and surface water in sub-humid plains. *Science of The Total Environment*, 912, 169247.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.169247>
- Houspanossian, J., Giménez, R., Whitworth-Hulse, J. I., Nosetto, M. D., Tych, W., Atkinson, P. M., ... & Jobbágy, E. G. (2023). Agricultural expansion raises groundwater and increases flooding in the South American plains. *Science*, 380(6652), 1344-1348.
<https://doi.org/10.1126/science.add5462>
- Hu, Y., Lee, J., & Paik, K. (2024). Combining topography and reflectance indices for better surface water detection. *Journal of Hydro-environment Research*.
<https://doi.org/10.1016/j.jher.2024.01.001>
- Islam, M. M., & Ahamed, T. (2023). Development of a near-infrared band derived water indices algorithm for rapid flash flood inundation mapping from sentinel-2 remote sensing datasets. *Asia-Pacific Journal of Regional Science*, 1-26. <https://doi.org/10.1007/s41685-023-00288-5>
- Jensen, J.R., (2004), *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*, 3rd edition (NJ: Prentice Hall Logicon Geodynamics, Inc).
- Karmaker, S., Sheikh, S., Islam, M., & Nisha, R. S. (2022). Watershed delineation in South Bengal Ganges Delta Region of Bangladesh using satellite imagery and digital elevation model. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(10), 1-10.
<https://doi.org/10.1007/s12517-022-10203-5>
- Laonamsai, J., Julphunthong, P., Saprathet, T., Kimmany, B., Ganchanasuragit, T., Chomcheawchan, P., & Tomun, N. (2023). Utilizing NDWI, MNDWI, SAVI, WRI, and AWEI for Estimating Erosion and Deposition in Ping River in Thailand. *Hydrology*, 10(3), 70.
<https://doi.org/10.3390/hydrology10030070>
- Li, L., Yan, Z., Shen, Q., Cheng, G., Gao, L., Zhang, B. (2019). Water body extraction from very high spatial resolution remote sensing data based on fully convolutional networks. *Remote Sensing*, 11(10), 1162.
<https://doi.org/10.3390/rs11101162>
- Li, Y., Sun, J., Cui, X., Jia, C., & Chao, J. (2023). Probability of rainstorm and flood disasters due to extreme precipitation in Fen River Basin, China. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-20.
<https://doi.org/10.1007/s11356-023-27351-0>
- Li, Z., Gurgel, H., Dessay, N., Hu, L., Xu, L., Gong, P. (2020). Semi-supervised text classification framework: An overview of dengue landscape factors and satellite earth observation. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(12), 4509.
<https://doi.org/10.3390/ijerph17124509>
- Linkevičienė, R., Šimanauskienė, R., Kibirsktis, G., Grigaitė, O., & Taminskas, J. (2023). Hydrological and botanical diversity of a raised bog and its evaluation using in situ and remote sensing methods. *Journal of Hydrology*, 617, 129119.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129119>
- Linsley, R. K., & Kohler, M. R. (1951). Predicting the runoff from storm rainfall. *US Weather Research Paper*, 34.
<https://www.nrc.gov/docs/ML0819/ML081900279.pdf>
- Lozano-Povis, A., Alvarez-Montalván, C. E., Moggiano, N. (2021). El cambio climático en los andes y su impacto en la agricultura: una revisión sistemática. *Scientia Agropecuaria*, 12(1), 101-108.
<http://dx.doi.org/10.17268/sci.agropecu.2021.012>
- Ma, S., Zhou, Y., Gowda, P. H., Dong, J., Zhang, G., Kakani, V. G., Jiang, W. (2019).

- Application of the water-related spectral reflectance indices: A review. *Ecological Indicators*, 98, 68-79. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.10.049>
- Markahm, B. L., & Barker, L. L. (1987). Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances. *International Journal of Remote Sensing*, 517-523. <https://doi.org/10.1080/01431168708948658>
- Massari, C., Pellet, V., Tramblay, Y., Crow, W. T., Gründemann, G. J., Hascoetf, T., ... & Marra, F. (2023). On the relation between antecedent basin conditions and runoff coefficient for European floods. *Journal of Hydrology*, 625, 130012. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130012>
- 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>
- Memon, A. A., Muhammad, S., Rahman, S., & Haq, M. (2015). Flood monitoring and damage assessment using water indices: A case study of Pakistan flood-2012. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1), 99-106. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.03.003>
- Młyński, D., Książek, L., & Bogdał, A. (2024). Meteorological drought effect for Central Europe's hydropower potential. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 191, 114175. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114175>
- Nagaraj, R., & Kumar, L. S. (2024). Extraction of Surface Water Bodies using Optical Remote Sensing Images: A Review. *Earth Science Informatics*, 1-64. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01196-0>
- Nourani, V., Paknezhad, N. J., Ag, A., Wen, Z., Dabrowska, D., & Üzelaltınbulat, S. (2024). Application of the machine learning methods for GRACE data based groundwater modeling, a systematic review. *Groundwater for Sustainable Development*, 101113. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2024.101113>
- Nugroho, J. T. (2013). Identification of Inundated Area Using Normalized Difference Water Index (NDWI) on Lowland Region of Java Island. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, 10(2). <http://dx.doi.org/10.30536/j.ijreses.2013.v10.a1850>
- Pande, C. B., Diwate, P., Orimoloye, I. R., Sidek, L. M., Pratap Mishra, A., Moharir, K. N., ... & Tolche, A. D. (2024). Impact of land use/land cover changes on evapotranspiration and model accuracy using Google Earth engine and classification and regression tree modeling. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2290350. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2290350>
- Paredes del Puerto, J. M., Sathicq, M. B., Altieri, P., Nicolosi Gelis, M. M., Paracampo, A., Pazos, R. S., ... & Colautti, D. (2024). Extreme drought conditions interact with urbanisation, affecting hydrological regimes and water quality in temperate lowland streams. *Aquatic Sciences*, 86(1), 13. <https://doi.org/10.1007/s00027-023-01031-0>
- Pereira, L. E., Amorim, G., Grigio, A. M., Paranhos Filho, A. C. (2018). Análise comparativa entre métodos de Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) em área úmida continental. *Anuário do Instituto de Geociências*, 41(2), 654-662. https://doi.org/10.11137/2018_2_654_662
- Pino-Vargas, E. (2019). Seguridad hídrica en el acuífero costero La Yarada: desafíos actuales y futuros. *Agroindustrial Science*, 9(2), 219-225. <https://doi.org/10.17268/agroind.sci.2019.02.16>
- Ramsauer, T., & Marzahn, P. (2023). Global Soil Moisture Estimation based on GPM IMERG Data using a Site Specific Adjusted Antecedent Precipitation Index. *International Journal of Remote Sensing*, 44(2), 542-566. <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2162351>
- Rodriguez, P. O., Holzman, M. E., Degano, M. F., Faramiñán, A. M. G., Rivas, R. E., & Bayala, M. I. (2021). Spatial variability of the green water footprint using a medium-resolution remote sensing technique: The case of soybean production in the Southeast Argentine Pampas. *Science of the Total Environment*, 787, 148117. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148117>

- Environment, 763, 142963.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142963>
- Sánchez-Monje, M., Olave, J. (2019). Revisión: ¿Puede el cambio climático afectar la producción de quinoa (*Chenoponium quinoa willd.*) en el Altiplano chileno?. *Idesia (Arica)*, 37(1), 19-23. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34292019005000202>
- Shafiullah, G., Al-Ruwaih, F., & Umar, S. M. (2023). Morphometric analysis using multivariate statistical approaches for the prioritization of potential watersheds in Kuwait. *International Journal of Energy and Water Resources*, 1-14. <https://doi.org/10.1007/s42108-023-00270-z>
- Sicaud, E., Fortier, D., Dedieu, J. P., & Franssen, J. (2023). Pairing remote sensing and clustering in landscape hydrology for large-scale changes identification. Applications to the subarctic watershed of the George River (Nunavik, Canada). *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2023, 1-30. <https://doi.org/10.5194/hess-28-65-2024>
- Silva, H. A. (2009). Análise da cobertura utilizando índices de vegetação e técnica de detecção de mudanças na reserva biológica de Pedra Talhada PE/AL, com utilização de técnicas de sensoriamento remoto (Monografia). Recife: Departamento de Ciências geográficas - Universidade Federal de Pernambuco.
- Simpson, K. J., Archibald, S., Osborne, C. P. (2022). Savanna fire regimes depend on grass trait diversity. *Trends in Ecology & Evolution*. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2022.04.010>
- Singh, R., Saritha, V., & Pande, C. B. (2024). Monitoring of wetland turbidity using multi-temporal Landsat-8 and Landsat-9 satellite imagery in the Bisalpur wetland, Rajasthan, India. *Environmental Research*, 241, 117638. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.117638>
- Suri, A., & Azad, S. (2024). Optimal placement of rain gauge networks in complex terrains for monitoring extreme rainfall events: a review. *Theoretical and Applied Climatology*, 1-11. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-04856-3>
- Toure, S., Diop, O., Kpalma, K., & Maiga, A. S. (2019). Shoreline detection using optical remote sensing: A review. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(2), 75. <https://doi.org/10.3390/ijgi8020075>
- Tucker, C. J. (1991). Mean and inter-year variation of growing season Normalized Difference Vegetation Index for the Sahel 1981-1989. *International Journal of Remote Sensing*, 1133-1137. <https://doi.org/10.1080/01431169108929717>
- Vasquez, J., Acevedo-Barríos, R., Miranda-Castro, W., Guerrero, M., & Meneses-Ospina, L. (2024). Determining Changes in Mangrove Cover Using Remote Sensing with Landsat Images: a Review. *Water, Air, & Soil Pollution*, 235(1), 18. <https://doi.org/10.1007/s11270-023-06788-6>
- Wang, H., Bai, X., Huang, L., Hong, F., Yuan, W., & Guo, W. (2024). The spatial variation of hydrological conditions and their impact on wetland vegetation in connected floodplain wetlands: Dongting Lake Basin. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-16. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-31673-4>
- Wang, J., Gao, X., Huang, K., Yuan, Y., Wang, A., Dong, L., & Zhao, X. (2023). A remote sensing-based method for high-resolution crop water footprint quantification in an irrigation district with complex planting structure. *Journal of Hydrology*, 617, 129030. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.129030>
- Wang, W., Chen, J., Fang, L., Yinglan, A., Ren, S., Men, J., & Wang, G. (2024). Remote sensing retrieval and driving analysis of phytoplankton density in the large storage freshwater lake: A study based on random forest and Landsat-8 OLI. *Journal of Contaminant Hydrology*, 104304. <https://doi.org/10.1016/j.jconhyd.2024.104304>
- Whitworth-Hulse, J. I., Jobbágy, E. G., Borrás, L., Alsina, S. E., Houspanossian, J., & Nasetto, M. D. (2023). The expansion of rainfed grain production can generate spontaneous hydrological changes that reduce climate sensitivity. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 349, 108440. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2023.108440>

- 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.
<https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Zabala, M. E., Gorocito, M., Dietrich, S., Varni, M., Murillo, R. S., Manzano, M., & Ceballos, E. (2021). Key hydrological processes in the Del Azul Creek basin, sub-humid Pampean Plain. *Science of The Total Environment*, 754, 142258.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142258>
- Zárate, M., Mehl, A. (2010). Geología y geomorfología de la cuenca del arroyo del Azul, provincia de Buenos Aires. Argentina. En: I Congreso Internacional de Hidrología de Llanuras. Hacia la gestión integral de los recursos hídricos en zonas de llanura, 1, 65-78
- Zimmermann, E. (2020a) Completamiento de series temporales de niveles freáticos en un área deprimida de la llanura bonaerense. *Cuadernos del CURIHAM*. 26, 55-61. DOI:<https://doi.org/10.35305/curiham.v26i0.148>
- Zimmermann, E. (2022). Adaptación del método propuesto por Fao para evaluar la evapotranspiración real en el modelo de simulación hidrológica SHALL. *Cuadernos Del CURIHAM*, 28. <https://doi.org/10.35305/curiham.v28i.185>
- Zimmermann, E.; Fajardo, L. Entraigas, I. (2020b). Modelación preliminar del flujo subterráneo en un sector de la cuenca inferior del arroyo del Azul (Buenos Aires, Argentina). *Cuadernos del CURIHAM*. 26: 21-30. DOI: <https://doi.org/10.35305/curiham.v26i0.154>