

Behavior of two normalized water indices for the identification of floods in the Salado River Basin in Argentina

Desempeño de dos índices normalizados de agua para la identificación de anegamientos en la cuenca del río Salado en Argentina

Sofía Salese* & Bruno Lara

Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires, Facultad de Agronomía, Laboratorio de Biología Funcional y Biotecnología (BIOLAB)-CICBAINBIOTEC-CONICET. Av. República de Italia 780, (7300). Azul, Buenos Aires, Argentina.

*Corresponding author: sofiasalese32@gmail.com; tel.: +54 (02281) 652817.

Abstract

Introduction: Floods are a common phenomenon in flat ecosystems with deficiencies in river drainage, impacting the local and regional economy. They can be identified and analyzed by remote sensing.

Objective: The aim of this study was to evaluate the performance of two normalized water indices during periods of maximum and minimum annual precipitation for the identification of flooding in the Salado River Basin, Argentina.

Materials and methods: The years with maximum and minimum annual precipitation in the period 2001-2020 were derived from satellite estimates of monthly precipitation provided by NASA through Google Earth Engine. Floods were identified using Landsat images, applying two normalized water indices (NDWI -Normalized Difference Water Index- and modified NDWI) to evaluate their performance in generating binary images that better represent the reality of the study area.

Results and discussion: Both indices showed good capability in identifying permanent or semi-permanent watercourses and water bodies; however, only the NDWI demonstrated higher effectiveness in identifying flooded areas with shallow depths (5 to 15 cm). The use of the Landsat mid-infrared band (1566 - 1651 μm) is less sensitive to water sediment load and can reflect subtle differences in it, providing a greater ability to delineate the water-soil boundary.

Conclusion: The use of NDWI showed a suitable behavior for the identification of flooded areas in very low slope ecosystems

Keywords: water bodies; Gao index; Landsat; annual precipitation; remote sensing.

Resumen

Introducción: Los anegamientos son fenómenos frecuentes en ecosistemas llanos con deficiencias en el drenaje fluvial que afectan la economía local y regional. Estos pueden ser identificados y analizados mediante teledetección.

Objetivo: Evaluar el desempeño de dos índices normalizados de agua, en épocas de precipitación anual máxima y mínima, para la identificación de anegamientos en la cuenca del río Salado, Argentina.

Materiales y métodos: Los años con precipitación anual máxima y mínima en el periodo 2001-2020 se obtuvieron de estimaciones satelitales de precipitación mensual provistas por la NASA a través de Google Earth Engine. Los anegamientos se identificaron con imágenes Landsat, a través de la aplicación de dos índices normalizados de agua (NDWI, por sus siglas en inglés -Normalized Difference Water Index- y NDWI modificado) con la finalidad de evaluar su desempeño en la obtención de imágenes binarizadas que representen mejor la realidad del área de estudio.

Resultados y discusión: Ambos índices tuvieron buena capacidad para la identificación de los cursos y cuerpos de agua permanente o semipermanente; sin embargo, solo el NDWI demostró mayor capacidad para la identificación de áreas anegadas con escasa profundidad (5 a 15 cm). El empleo de la banda del infrarrojo medio de Landsat (1566 - 1651 μm) es menos sensible a la carga de sedimentos del agua y es capaz de reflejar diferencias sutiles en ella, lo que proporciona una mayor capacidad para delinear el límite agua-suelo.

Conclusión: El empleo del NDWI demostró un comportamiento adecuado para la identificación de zonas anegadas en ecosistemas de muy baja pendiente.

Palabras clave: cuerpos de agua; índice de Gao; Landsat; precipitación anual; teledetección.

Introduction

The location and seasonality of coastal or inland surface waters are influenced by climate and human activity. In recent years, on a global scale, in wet and sub-humid plain grasslands, groundwater levels tend to be close to the surface, a condition that promotes floods when water excess accumulates (Florio et al., 2014; Nosetto et al., 2015). This situation has a considerable impact on production, urban infrastructure, and the local and national economy.

Understanding when and where water is found on the surface is crucial, as it allows detecting the influence of this element on the movement and viable range of many plant and animal species. Additionally, such information is essential for sustainable development and the prevention of situations that may threaten the security of people, institutions, and economies (Pekel et al., 2016). Challenges in adapting to climate change include addressing the reduction of grazing lands caused by floods, grassland degradation linked to salinization following the expansion of brackish waters, and threats to transportation infrastructure (Pekel et al., 2016).

At the end of the 19th century, Ameghino (1884) suggested that floods were inherently connected to periods of drought in the province of Buenos Aires, Argentina. Water in this region is distributed irregularly, since there are extremely dry months and others in which the excessive volume of water fills lagoons and lakes, causing rivers to overflow and lowlands to flood. On the other hand, prolonged drought periods result from irregular rainfall and the rapid evaporation of accumulated water without penetrating the water table.

Flood retraction is mainly due to direct evaporation from sporadic water bodies and lagoons, soil evaporation, and transpirational discharge from vegetation when water tables are shallow to be reached by root systems (Florio et al., 2014). In sedimentary and topographically low landscapes where river networks are absent or poorly developed, the role of the evapotranspiration process is key, as it plays a fundamental role in the hydrological balance, accounting for more than 80 % of it (Pinilla et al., 2019). The evapotranspiration flow has two components: direct evaporation from the surface and transpiration by vegetation.

As vertical water flows dominate over horizontal flows, ecosystems tend to experience prolonged episodes of floods associated with rising groundwater levels, making them a critical environmental concern for

Introducción

La ubicación y estacionalidad de las aguas superficiales costeras o interiores se ven afectadas por el clima y la actividad humana. En los últimos años, a escala global, en los pastizales húmedos y subhúmedos de llanura sucede que los niveles freáticos son cercanos a la superficie, condición que favorece las inundaciones por anegamiento cuando los excesos hídricos se acumulan (Florio et al., 2014; Nosetto et al., 2015). Esta situación impacta considerablemente la producción, la infraestructura urbana y la economía local y nacional.

El conocimiento sobre el cuándo y dónde se encuentra el agua en la superficie es muy importante, ya que permite detectar la influencia de este elemento en el movimiento y rango viable de multitud de especies vegetales y animales; además, tal información es indispensable para el desarrollo sostenible y la prevención de situaciones que pueden amenazar la seguridad de las personas, instituciones y economías (Pekel et al., 2016). Los desafíos en la adaptación al cambio climático incluyen la reducción de las tierras de pastoreo causada por las inundaciones, la degradación de los pastizales vinculada a la salinización tras la expansión de las aguas salobres y las amenazas a la infraestructura de transporte (Pekel et al., 2016).

A fines del siglo XIX, Ameghino (1884) planteaba que el caso de las inundaciones por anegamiento constituye un mismo problema con los periodos de sequías en la provincia de Buenos Aires, Argentina. El agua en esta región se reparte de modo irregular, ya que hay meses extraordinariamente secos y otros en que el volumen excesivo de agua llena lagunas y lagos, ocasiona desbordamiento de los ríos e inundaciones de terrenos bajos. En cambio, los periodos extensos de sequías son el resultado de la irregularidad de las lluvias y de que el agua acumulada se evapora rápidamente sin penetrar al nivel freático.

La retracción de las inundaciones se debe principalmente a la evaporación directa de lagunas y cuerpos de agua esporádicos, la evaporación del suelo y la descarga transpiratoria de la vegetación cuando los niveles freáticos son poco profundos para ser alcanzados por los sistemas de raíces (Florio et al., 2014). En los paisajes sedimentarios y topográficamente bajos en los que las redes fluviales están ausentes o poco desarrolladas, el papel del proceso evapotranspiratorio es clave, ya que cumple un rol fundamental en el balance hidrológico, llegando a representar más del 80 % de este (Pinilla et al., 2019). El flujo de evapotranspiración posee dos componentes: la evaporación directa desde la superficie y la transpiración realizada por la vegetación.

residents (Nossetto et al., 2015). From this perspective, the use of remote sensing techniques in areas such as agriculture and agronomy (Atzberger, 2013) provide information about objects from a remote distance. With subsequent processing of the initial data, it is possible to collect several types of complementary information (Pasucci et al., 2017).

Space remote sensing facilitates the observation and characterization of the earth's surface. This occurs thanks to the interaction between the solar energy flux and the nature of surface elements, reflecting and transmitting or absorbing energy accordingly (Pasucci et al., 2017). Remote sensing is an effective and widely used tool as it saves time and labor (Chauhan et al., 2019; Weiss et al., 2020). It plays a crucial role in acquiring precise and timely images of diverse sectors and is suitable for collecting information from large areas with a high frequency of revisions (Atzberger, 2013).

For several decades, Landsat images have been used for mapping water seasonality and changes at continental and subcontinental scales. Consequently, findings with this tool emphasize the need for water resource management strategies that integrate both climatic and socio-economic dimensions (Pekel et al., 2016). In satellite observation, capturing surface water variability poses a challenge, especially for short to medium-duration events, as the presence of clouds hinders data capture, and clouds are typically present during rainfall episodes (Pekel et al., 2016).

Mapping long-term changes in surface waters, documenting multidecadal trends, and identifying the timing (in a specific month or year) of events such as lake expansion and retreat or river channel migration provides information on the impacts of climate change (Pekel et al., 2016). It is essential to note analyzing ecosystem functioning, through remote sensing-derived information is a valid approach to studying aspects of global change (Lara et al., 2019). Thus, the objective of this study was to evaluate the performance of two normalized water indices, obtained by satellite at times of maximum and minimum annual precipitation, for the identification of flooding in the Salado River Basin in Argentina.

Materials and Methods

Study Area

The Salado River Basin is located in the center-east of the province of Buenos Aires, almost entirely immersed in the Pampa Deprimida Ecosystem Complex (subregion of La Pampa Húmeda) in the Pampa ecoregion (Matteucci,

Debido a que los flujos de agua verticales dominan sobre los horizontales, los ecosistemas tienden a presentar episodios prolongados de anegamientos asociados a aumentos del nivel freático, situación que los convierte en una preocupación ambiental crítica para los habitantes (Nossetto et al., 2015). Desde esta concepción, el empleo de técnicas de teledetección en áreas como la agricultura y la agronomía (Atzberger, 2013) brinda información de los objetos a partir de una distancia remota y, con tratamiento posterior de los datos iniciales, es posible recoger varios tipos de información complementaria (Pasucci et al., 2017).

La teledetección espacial permite la observación y caracterización de la superficie terrestre. Esto ocurre gracias a la interacción entre el flujo de energía solar y la naturaleza de cada elemento en la superficie terrestre que refleja una parte de la energía y otra la transmite o absorbe (Pasucci et al., 2017). La teledetección es una herramienta efectiva y utilizada ampliamente, ya que ahorra tiempo y trabajo (Chauhan et al., 2019; Weiss et al., 2020). Esta contribuye significativamente en la obtención de una imagen precisa y oportuna de diversos sectores, y es adecuada para recopilar información de áreas grandes con una frecuencia alta de revisión (Atzberger, 2013).

Durante varias décadas, las imágenes Landsat se han utilizado para el mapeo de la estacionalidad y los cambios del agua a escala continental y subcontinental; por ende, los hallazgos con esta herramienta refuerzan la necesidad de estrategias de gestión de los recursos hídricos que integren las dimensiones climática y socioeconómica (Pekel et al., 2016). En la observación satelital, la captación de la variabilidad del agua en superficie es un desafío, especialmente para eventos de corta o mediana duración, ya que la ocurrencia de nubes obstaculiza la captura de datos, las cuales generalmente están presentes en episodios de lluvias (Pekel et al., 2016).

El mapeo de cambios a largo plazo en aguas superficiales, la documentación de tendencias multidecadales y la identificación del momento (en un mes o año determinado) de eventos como la expansión y retirada de lagos o la migración de cauces de ríos proporciona información sobre los impactos del cambio climático (Pekel et al., 2016). Es preciso mencionar que, el análisis del funcionamiento de los ecosistemas, mediante la información provista por sensores remotos, representa una aproximación válida para estudiar aspectos del cambio global (Lara et al., 2019). De esta manera, el objetivo del presente estudio fue evaluar el desempeño de dos índices de agua normalizada, obtenidos por satélite en épocas de precipitación anual máxima y mínima, para la identificación de anegamientos en la cuenca del río Salado en Argentina.

2012). This basin covers an area of about 7.5 million ha and includes 23 departments: General Lavalle, General Mar Madariaga, Mar Chiquita, Ayacucho, Maipú, Tordillo, Dolores, Rauch, Azul, Tapalqué, Alvear, Saladillo, Las Flores, Pila, General Guido, Castelli, Chascomús, General Belgrano, Magdalena, Punta Indio, Villa Gesell, Pinamar and La Costa (Figure 1; INTA, 2022). In addition to encompassing the Pampa Deprimida Ecosystem Complex, this basin also occupies a small portion of the Pampa Ondulada, Sierras Bonaerenses and Pampa Arenosa Ecosystem Complexes (Figure 2). The depression is wide and has a low slope that ranges between 0.025 % and 0.5 %, which hinders drainage and promotes the generation of an endorheic or areic type system. From a geomorphological point of view, the basin has an intricate mosaic structure, characterized by grasslands and bodies of water (temporary and permanent) that is a consequence of the topographic influence of deflation troughs caused by wind processes that acted during the arid paleoclimate of the Quaternary (Matteucci, 2012). According to Matteucci (2012), the climate is temperate sub-humid, mean annual temperatures ranges between 14 to 16 °C from south to north, monthly averages of the coldest month (July) ranges between 7 and 10 °C and those of the warmest month between 23 and 25 °C. Frosts are frequent in winter with an average of 200 frost-free days and no frost-free year. Average annual rainfall ranges between 850 and 1000 mm from south to north. Rainfall is distributed throughout the year, frequently with excess rainfall in winter and deficit in summer,

Materiales y métodos

Área de estudio

La cuenca del Salado está ubicada en el centro-este de la provincia de Buenos Aires, inmersa casi en su totalidad en el Complejo Ecosistémico de la Pampa Deprimida (subregión de La Pampa Húmeda) en la ecorregión Pampa (Matteucci, 2012). La cuenca abarca una superficie aproximada de 7.5 millones de ha y comprende 23 departamentos: General Lavalle, General Mar Madariaga, Mar Chiquita, Ayacucho, Maipú, Tordillo, Dolores, Rauch, Azul, Tapalqué, Alvear, Saladillo, Las Flores, Pila, General Guido, Castelli, Chascomús, General Belgrano, Magdalena, Punta Indio, Villa Gesell, Pinamar y La Costa (Figura 1; INTA, 2022). Además, de abarcar el Complejo Ecosistémico Pampa Deprimida, la cuenca también ocupa una porción pequeña de los Complejos Ecosistémicos Pampa Ondulada, Sierras Bonaerenses y Pampa Arenosa (Figura 2). La depresión es ancha y de pendiente escasa que oscila entre 0.025 % y 0.5 %, lo cual dificulta el drenaje y promueve la generación de un sistema de tipo endorreico o arreico. Desde el punto de vista geomorfológico, la cuenca posee una estructura en mosaico intrincado, caracterizada por pastizales y cuerpos de agua (temporarios y permanentes) que es consecuencia de la influencia topográfica de cubetas de deflación a causa de los procesos eólicos que actuaron durante el paleoclima árido del Cuaternario (Matteucci, 2012). De acuerdo con Matteucci (2012),

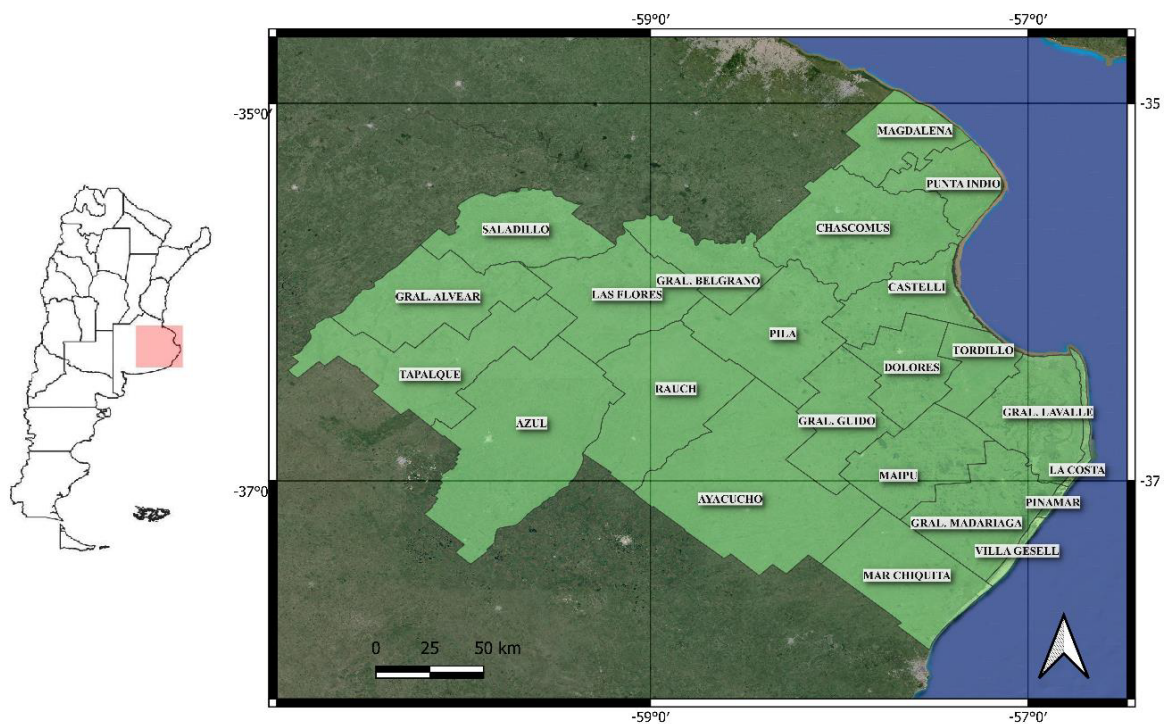


Figure 1. Departments of the Salado River Basin in the center-west of the province of Buenos Aires, Argentina.

Figura 1. Departamentos integrantes de la cuenca del río Salado en el centro-oeste de la provincia de Buenos Aires, Argentina.

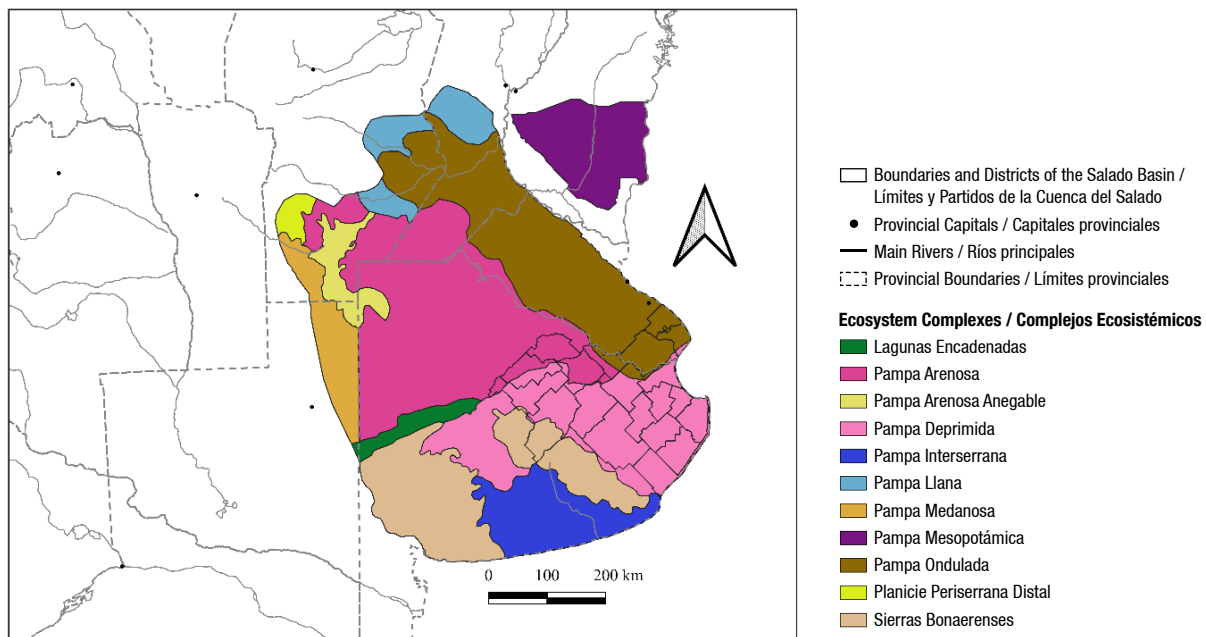


Figure 2. Pampa Ecoregion and its ecosystem complexes according to Matteucci (2012).

Figura 2. Ecorregión Pampa y sus complejos ecosistémicos según Matteucci (2012).

being of greater intensity during the spring-summer period (Matteucci, 2012). The annual water balance is not homogeneous, and the predominant winds are from the north and northeast, with lesser occurrences from the southeast and southwest. The region is characterized by soils with very poorly developed A horizons and B horizons exhibiting signs of hydromorphism (clayey, sodic Natracuols and Natracualfs) near the surface. Below this horizon, a petrocalcic horizon, also known as hardpan or tosca, can be found. The parent material consists of fine sediments of aeolian origin (*loess*) deposited in the late Pleistocene and Holocene. Generally, this area features plains and micro-reliefs formed by small hills and basins with poor drainage, where water accumulates from higher elevations (Matteucci, 2012). Kuppel et al. (2015) posit that the Pampa Deprimida, along with the Pampa Arenosa, are among the areas with the highest risk of flooding. In the former, of particular interest, rapid floods occur due to the accumulation of water over weeks or months. The water is surface-based, and water tables have limited connectivity; therefore, precipitation and evapotranspiration are strongly linked to each other.

Detection of maximum and minimum annual precipitation in the Salado River Basin

Years with maximum and minimum annual precipitation were detected by analyzing precipitation patterns. For this purpose, data from satellite estimates of monthly precipitation provided by NASA (The Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM -IMERG-) for the period 2001-2020 were used in the Google Earth Engine platform

el clima es templado subhúmedo, las temperaturas medias anuales varían entre 14 a 16 °C de sur a norte, las medias mensuales del mes más frío (julio) varían entre 7 y 10 °C y las del mes más cálido entre 23 y 25 °C. Las heladas son frecuentes en invierno con un promedio de 200 días sin heladas y ningún año sin ellas. Las precipitaciones medias anuales varían entre 850 y 1000 mm de sur a norte. Las lluvias se distribuyen a lo largo del año, frecuentemente con excesos de lluvia en invierno y déficit en verano, siendo de mayor intensidad durante el periodo primavero-estival (Matteucci, 2012). El balance hídrico anual no es homogéneo y los vientos predominantes son del norte y noreste y en menor medida del sudeste y sudoeste. En la región predominan los suelos con horizontes A muy poco desarrollados y horizontes B con signos de hidromorfismo (Natracuols y Natracualfs) arcillosos, sódicos y cercanos a la superficie; por debajo de este último horizonte es posible hallar un horizonte petrocálcico también conocido como tosca. Su material parental corresponde a finos sedimentos de origen eólico (*loess*) que fueron depositados a finales del Pleistoceno y Holoceno. Como norma general, esta zona presenta planicies y microrrelieves conformados por pequeñas lomas y cubetas con un drenaje deficiente, en las cuales se acumula el agua proveniente de sectores más elevados (Matteucci, 2012). Kuppel et al. (2015) postulan que la Pampa Deprimida en conjunto con la Pampa Arenosa, son unas de las zonas con mayor riesgo de inundación. En la primera, que es de interés particular, ocurren inundaciones rápidas impulsadas por la acumulación de agua durante semanas o meses. El agua es superficial y los niveles freáticos tienen conexión limitada; por

(Gorelick et al., 2017), where commands were entered for filtering information and obtaining the desired data. Monthly GPM data from the IMERG system were used in order to characterize and describe annual precipitation. Subsequently, thematic maps were made in the QGIS platform representing the statistical analysis.

For each year from 2001 to 2020, a collection of satellite images was obtained, and precipitation data were selected. Then the arithmetic mean was calculated to reduce the collection to one image per year, because there are images every day and the product used has monthly data derived from these daily captures. Subsequently, because the data provided by NASA are represented as a rate ($\text{mm}\cdot\text{h}^{-1}$), these were multiplied by the number of hours in each year to obtain the annual accumulated precipitation: 8784 h for leap years and 8760 h for the rest. Once the satellite product was cropped to the study area, the cumulative annual precipitation ($\text{mm}\cdot\text{year}^{-1}$) was obtained; that is, a total of 20 images that were exported for spatial analysis using the free software QGIS (QGIS Development Team, 2022). In this way, the years with the highest and lowest annual precipitation were determined to continue with the identification of flooded areas in such extreme conditions.

Identifying flooded areas in the Salado River Basin

Flooded areas were identified using satellite imagery from the Google Earth Engine platform (Gorelick et al., 2017) according to the years of minimum (2011, Landsat 5) and maximum annual precipitation (2014, Landsat 8). The years 2011 and 2014 were selected due to the availability of Landsat images with low cloud cover.

For each year, images from the period of April to July were selected as they coincide with periods of lower evapotranspiration (Pinilla et al., 2019), which is the main process controlling water outflow from the system. Initially, a function to mask clouds and their shadows was applied to the image series based on the quality band (QA band) provided by Landsat data. Subsequently, flooded areas were identified using two methodologies or derived spectral indices to assess their behavior in the study area:

$$NDWI_{\text{Gao}} = \frac{IRC - IRM}{IRC + IRM}$$

$$NDWI_{\text{Xu}} = \frac{GREEN - IRM}{GREEN + IRM}$$

where,

$NDWI_{\text{Gao}}$ = normalized difference water index (Gao, 1996)

IRC = near infrared band (band 4 for Landsat 5 and 7; band 5 for Landsat 8)

consiguiente, la precipitación y la evapotranspiración están fuertemente vinculadas entre sí.

Detección de precipitaciones anuales máximas y mínimas en la cuenca del río Salado

Los años con precipitación anual máxima y mínima se detectaron mediante el análisis de los patrones de precipitación. Para ello, se utilizaron datos de estimaciones satelitales de precipitación mensual provistas por la NASA (The Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM –IMERG–) para el periodo 2001-2020 en la plataforma Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017), donde se ingresaron comandos para el filtro de información y obtención de los datos deseados. Los datos mensuales de GPM del sistema IMERG se utilizaron con la finalidad de caracterizar y describir las precipitaciones anuales. Posteriormente, se hicieron mapas temáticos en la plataforma QGIS que representan el análisis estadístico.

Para cada año desde el 2001 al 2020 se obtuvo la colección de imágenes satelitales y se seleccionaron los datos de precipitación. Luego se calculó la media aritmética para reducir la colección a una imagen por año, debido a que hay imágenes todos los días y el producto utilizado tiene datos mensuales que derivan de esas capturas diarias. Posteriormente, debido a que los datos provistos por la NASA están representados en forma de tasa ($\text{mm}\cdot\text{h}^{-1}$), estos se multiplicaron por la cantidad de horas en cada año para obtener la precipitación acumulada anual: 8784 h para años bisiestos y 8760 h para el resto. Una vez recortado el producto satelital al área de estudio, se obtuvo la precipitación anual acumulada ($\text{mm}\cdot\text{año}^{-1}$); es decir, un total de 20 imágenes que se exportaron para realizar el análisis espacial con el *software* libre QGIS (QGIS Development Team, 2022). De esta forma se determinaron los años con mayor y menor precipitación anual para así proseguir con la identificación de las áreas anegadas en tales condiciones extremas.

Identificación de áreas anegadas en la cuenca del río Salado

Las áreas anegadas se identificaron mediante imágenes satelitales desde la plataforma Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017) de acuerdo con los años de mínima (2011, Landsat 5) y máxima precipitación anual (2014, Landsat 8). Los años 2011 y 2014 se seleccionaron debido a la disponibilidad de imágenes Landsat con baja cobertura de nubes.

Para cada año se seleccionaron las imágenes del periodo abril-julio, debido a que coinciden con los periodos de menor evapotranspiración (Pinilla et al., 2019), proceso principal que controla la salida del agua del sistema. En primer lugar, en la serie de imágenes se aplicó

IRM = shortwave infrared or mid-infrared (band 5 for Landsat 5 and 7; band 6 for Landsat 8).

$NDWI_{Xu}$ = modified normalized difference water index (Xu, 2006)

GREEN = green band (band 2 for Landsat 5 and 7; band 3 for Landsat 8)

IRM = shortwave infrared or mid-infrared (band 5 for Landsat 5 and 7; band 6 for Landsat 8).

Both indices effectively measure moisture content and are primarily used for detecting and monitoring slight changes in water bodies. The values range from -1 to 1 (Passucci et al., 2017). Based on the spectral bands NIR (near-infrared) and GREEN (visible green), the NDWI can enhance water bodies against vegetation and soil in satellite images. Beyond the visible spectrum, into the infrared, water reflects virtually no electromagnetic energy. NDWI takes advantage of this property for successful identification of water bodies and control of their turbidity (Gao, 1996). On the other hand, $NDWI_{Gao}$ is effective in highlighting the presence of water, and $NDWI_{Xu}$ allows detecting fine changes in water masses. Both indices were employed in this study to observe which one estimates the behavior of water bodies in the basin more effectively and accurately, as the floods in this region are superficial, widespread, and have shallow depth. It is important to note that, in this study, 'shallow depth' is relative and varies due to the extensive study area; however, it refers to an approximate range of 5 to 15 cm depth, which can be interpreted as the saturated soil-vegetation complex.

After applying the NDWI indices to each image, the median was calculated, and threshold values were applied to each NDWI: 0.35 for $NDWI_{Gao}$ and 0.0 for $NDWI_{Xu}$. The binarization of the images involved highlighting flooded areas with a value of 1 and non-flooded areas with a value of 0. Thresholding was necessary to determine flooded areas more accurately. Once binarized maps were obtained for the years with maximum and minimum precipitation selected, it was determined which method discriminated the flooded surface in the study area with greater certainty.

Results and Discussion

The annual precipitation data in the Salado River Basin showed great variability during the period 2001-2020 (Figure 3). Mean annual precipitation ranged between 958 mm and 1461 mm (Figure 4a) with a clear west-east pattern, and standard deviation ranged between 210 mm and 270 mm (Figure 4b).

una función para enmascarar nubes y su sombra con base en la banda de calidad (banda QA) brindada por los datos Landsat. A partir de ellas, las áreas anegadas se identificaron mediante dos metodologías o índices espectrales derivados para evaluar su comportamiento en el área de estudio:

$$NDWI_{Gao} = \frac{IRC - IRM}{IRC + IRM}$$

$$NDWI_{Xu} = \frac{GREEN - IRM}{GREEN + IRM}$$

donde,

$NDWI_{Gao}$ = índice de agua de diferencia normalizada (Gao, 1996)

IRC = banda del infrarrojo cercano (banda 4 para Landsat 5 y 7; banda 5 para Landsat 8)

IRM = infrarrojo de onda corta o infrarrojo medio (banda 5 para Landsat 5 y 7; banda 6 para Landsat 8).

$NDWI_{Xu}$ = índice de agua de diferencia normalizada modificada (Xu, 2006)

VERDE = banda verde (banda 2 para Landsat 5 y 7; banda 3 para Landsat 8)

IRM = infrarrojo de onda corta o infrarrojo medio (banda 5 para Landsat 5 y 7; banda 6 para Landsat 8).

Ambos índices miden efectivamente el contenido de la humedad y se usan principalmente para la detección y control de los cambios leves en las masas de agua. Los valores se encuentran entre -1 y 1 (Passucci et al., 2017). Con base en las bandas espectrales IRC (infrarrojo cercano) y VERDE (verde visible) es posible que el NDWI pueda realzar las masas de agua en pos de la vegetación y el suelo en las imágenes de satélite. Más allá del espectro visible, hacia el infrarrojo, el agua no refleja prácticamente nada de energía electromagnética. Al respecto, el NDWI aprovecha esta propiedad para la identificación exitosa de las masas de agua y control de su turbidez (Gao, 1996). Por otra parte, el $NDWI_{Gao}$ resulta efectivo para resaltar la presencia de agua y el $NDWI_{Xu}$ permite detectar cambios sutiles en las masas de agua. Es por ello que se emplearon ambos índices para observar cuál estima el comportamiento de los cuerpos de agua en la cuenca de forma más eficaz y certera, ya que los anegamientos de esta región son superficiales, extendidos y con profundidad escasa. Es importante señalar que, en este trabajo, la 'profundidad escasa' es relativa y varía debido al área extensa de estudio; sin embargo, hace referencia a un rango aproximado de 5 a 15 cm de profundidad que se puede interpretar como el conjunto suelo-vegetación saturado de agua.

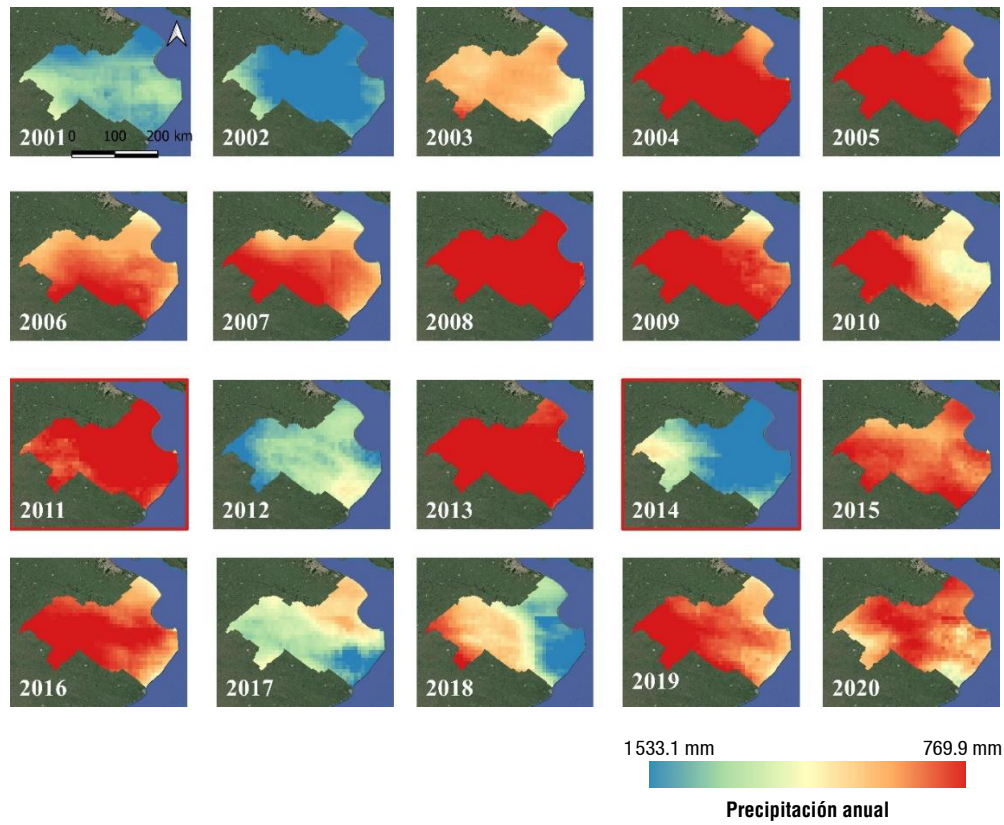


Figure 3. Annual precipitation for the period 2001-2020 in the Salado River Basin, Argentina.

Figura 3. Precipitaciones anuales en el periodo 2001-2020 en la cuenca del río Salado, Argentina.

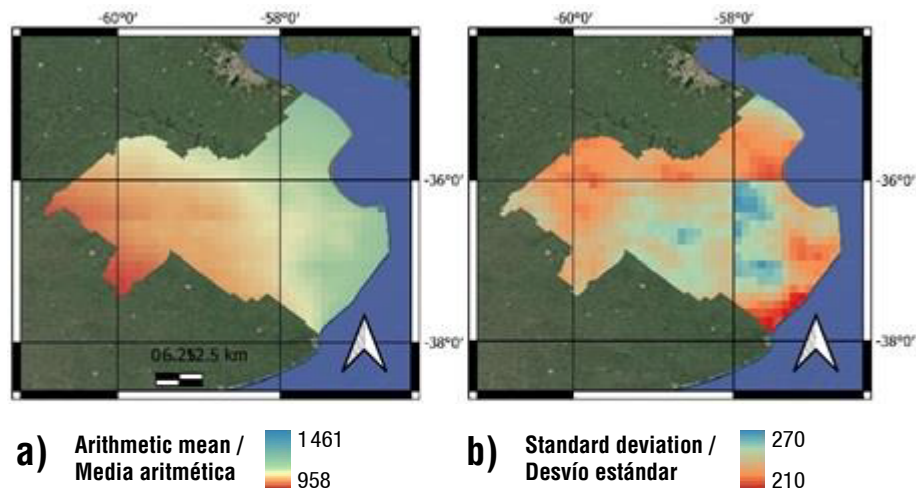


Figure 4. Mean precipitation for the period 2001-2020 (a) and standard deviation of precipitation (b) in the Salado River Basin in Argentina.

Figura 4. Precipitación media para el periodo 2001-2020 (a) y desvío estándar de las precipitaciones (b) en la cuenca del río Salado en Argentina.

The highest annual rainfall was recorded in 2002 with 1533.1 mm and, in 2014 with 1499.5 mm and the lowest annual rainfall was in 2008 with 769.9 mm and in 2011 with 899.2 mm, according to estimates provided by IMERG. In this regard, Vázquez et al. (2009) and Passucci et al. (2017) found relatively similar

Una vez aplicados los índices de NDWI a cada imagen, se calculó la mediana y sobre ella se aplicaron valores de umbrales para cada NDWI: 0.35 para el $NDWI_{Gao}$ y 0.0 para el $NDWI_{Xu}$. La binarización de las imágenes consistió en destacar las zonas anegadas con valor de 1, de las no anegadas con valor 0. La aplicación del umbral

values, despite working in a different temporal and spatial range. It is important to highlight that this study focused on the images of the years 2011 and 2014, due to their higher reliability, as they had a lower percentage of the area affected by clouds and their shadow.

When evaluating the behavior of $NDWI_{Gao}$ and $NDWI_{Xu}$, it was observed that the former was suitable for discriminating flooded areas in the region, which showed distinct spatial patterns in the two years analyzed. However, it is crucial to recognize possible limitations in the application of $NDWI_{Gao}$, as the water balance was found to be non-uniform in the study area. Likewise, it is necessary to note that $NDWI_{Gao}$ may tend to overestimate flooded areas, especially when there are significant variations in moisture distribution. This potential bias should be considered in interpreting the results and implications for socioeconomic activities in the region. Currently, information obtained from passive systems (such as that used in this study) is complemented with Synthetic Aperture Radar (SAR) image data. Through active systems and their processing, precise information about the dielectric properties of soil and vegetation is obtained. To improve the certainty of detection of flooded areas in watersheds such as this one, it is desirable, in future research, to work synergistically with information from both active and passive systems.

Regarding the images with a larger flooded area corresponding to the year 2014, it was observed that the product generated with $NDWI_{Xu}$ underestimates the detected area, as it only identified larger watercourses and bodies of water (Figure 5). Simultaneously, when comparing the images from 2011 (Figure 6), the products produced by $NDWI_{Xu}$ also showed that the index highlights only those water bodies that appear to be permanent, due to their close distribution to watercourses or perhaps slightly because they are deep. In contrast, the product created by $NDWI_{Gao}$ indicates more dispersed areas that may have submerged or semi-submerged vegetation a few inches deep. Based on 2014, the year with the highest precipitation, Xu's index recorded 204 943.32 ha of flooded areas, while Gao's index recorded 1 607 472.5 ha. On the other hand, considering 2011 as the year with the lowest rainfall, 19 657.08 ha of flooded areas were recorded through Xu's index, while Gao's index detected a flooded area of 66 876.4 ha. From the above, it can be deduced, without falling into a reductionist perspective that does not consider land use in these ecosystems (Pinilla et al., 2019), that records of higher annual precipitation correspond to the identification of larger flooded areas and vice versa. These results may be due to the fact that water absorbs much of the energy in the near-infrared and mid-infrared, while vegetation, soil, and impermeable surfaces exhibit higher reflectance at

fue necesaria para determinar las áreas anegadas con mayor precisión. Una vez que se obtuvieron los mapas binarizados para los años con precipitación máxima y mínima seleccionados, se determinó cuál método discriminaba con mayor certeza la superficie anegada en el área de estudio.

Resultados y discusión

Los datos de precipitaciones anuales en la cuenca del río Salado mostraron gran variabilidad durante el periodo 2001-2020 (Figura 3). La precipitación media anual osciló entre 958 mm y 1 461 mm (Figura 4a) con un claro patrón oeste-este y el desvío estándar entre 210 mm y 270 mm (Figura 4b).

Las mayores precipitaciones anuales se registraron en el 2002 con 1 533.1 mm y el 2014 con 1 499.5 mm y las precipitaciones anuales menores en el 2008 con 769.9 mm y 2011 con 899.2 mm, según las estimaciones provistas por el IMERG. Al respecto, Vázquez et al. (2009) y Passucci et al. (2017) encontraron valores relativamente semejantes, pese a que trabajaron en un rango temporal y espacial diferente. Es importante aclarar que en el presente estudio se trabajó sobre las imágenes de los años 2011 y 2014, debido que resultaron con mayor fiabilidad por poseer menor porcentaje de área comprometida por las nubes y su sombra.

Al evaluar el comportamiento del $NDWI_{Gao}$ y de $NDWI_{Xu}$ se observó que el primero resultó adecuado en la discriminación de las áreas anegadas en la región, las cuales mostraron patrones espaciales distintos en los dos años analizados. No obstante, es crucial reconocer las posibles limitaciones en la aplicación del $NDWI_{Gao}$, ya que se observó que el balance hídrico no es homogéneo en la región de estudio. Asimismo, es necesario señalar que el $NDWI_{Gao}$ puede tender a la sobrestimación de las áreas anegadas, especialmente cuando hay variaciones significativas en la distribución de la humedad. Este sesgo potencial debe tenerse en cuenta en la interpretación de los resultados y en las implicaciones para las actividades socioeconómicas en la región. Actualmente, la información obtenida de los sistemas pasivos (como la empleada en este trabajo) se complementa con datos de imágenes SAR (Synthetic Aperture Radar), ya que a través de sistemas activos y su procesamiento se obtiene información precisa de las propiedades dieléctricas del suelo y vegetación. Para mejorar la certidumbre de la detección de áreas anegadas en cuencas como esta, es deseable, en próximas investigaciones, trabajar de modo sinérgico con información proveniente tanto de sistemas activos como pasivos.

Con respecto a las imágenes con mayor área anegada que corresponden al año 2014, se observó que el producto elaborado con el $NDWI_{Xu}$ subestima el área detectada, ya que únicamente identificó los cursos de

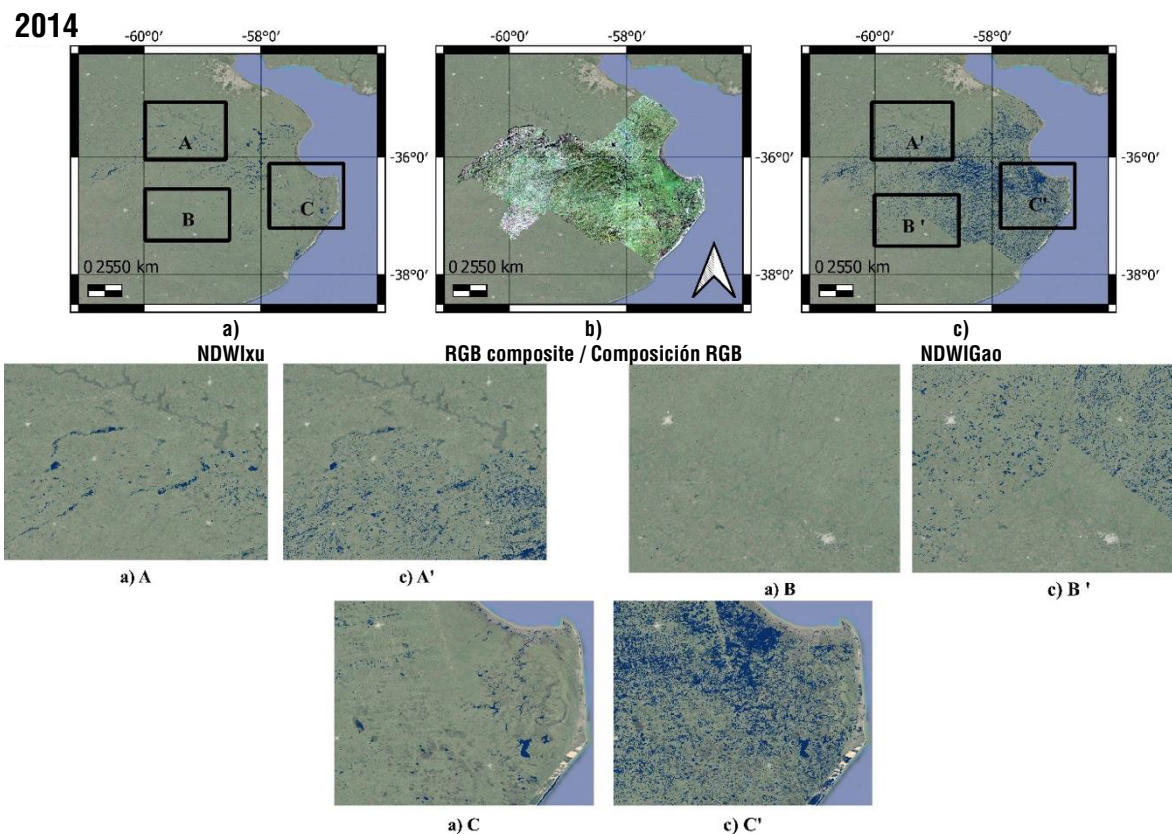


Figure 5. Flooded areas identified with two water indices for the year 2014: a) flooded area in the Salado basin mapped by applying the modified NDWI (Xu, 2006); b) true color composite (RGB: red, green, blue) of the basin and c) flooded area in the Salado basin by applying NDWI (Gao, 1996). In both images 'a' and 'c', there are three cutouts: A, B and C for a and A', B' and C' for c, and it is possible to compare in detail the flooded areas that each NDWI determines in sections of the study area for the period of maximum annual precipitation.

Figura 5. Anegamientos identificados mediante dos índices de agua para el año 2014: a) área anegada en la cuenca del Salado mapeado a través de la aplicación del NDWI modificado (Xu, 2006); b) composición en color real (RGB: red, green, blue) de la cuenca y c) área anegada en la cuenca del Salado a través de la aplicación del NDWI (Gao, 1996). Tanto en la imagen 'a' como en 'c' se encuentran tres recortes: A, B y C para a y A', B' y C' para c, pudiéndose comparar con detalle las áreas anegadas que cada NDWI determina en secciones del área de estudio para el periodo de precipitaciones anuales máximas.

these wavelengths (Xie et al., 2016). This supports the development of different methods for extracting flooded areas using optical images (Huang et al., 2018).

Although both indices have shown good performance in the characterization of water bodies and flooded areas in different regions of the world (Liu et al., 2016; Xie et al., 2016), they have also presented limitations in the characterization of shallow flooded areas, with turbidity or with submerged or semi-submerged vegetation (Bustamante et al., 2005), as occurs with flooding in this region of approximately 5 to 15 cm depth. In very low slope systems with blanket and very shallow waterlogging, the NDWI_{Gao} is more effective for monitoring flooded areas, something that could be replicated in systems with similar characteristics. In this context, the threshold or cutoff value could serve

agua y los cuerpos de agua de mayor tamaño (Figura 5). Al mismo tiempo, al comparar las imágenes del 2011 (Figura 6), los productos elaborados por el NDWI_{Xu} también demostraron que el índice resalta solo aquellos cuerpos de agua que parecen ser permanentes, por su distribución cercana a cursos de agua o tal vez levemente por ser profundos. En cambio, el producto elaborado por el NDWI_{Gao} denota más áreas dispersas que quizá posean vegetación sumergida o semisumergida con pocos centímetros de profundidad. Con base en el 2014, año de mayor precipitación, el índice de Xu registró 204943.32 ha de áreas anegadas, mientras que el índice de Gao registró 1607472.5 ha. Por otro lado, considerando el 2011 como el año de menores precipitaciones, se registraron 19657.08 ha de áreas anegadas a través del índice de Xu, mientras que el índice de Gao detectó una superficie anegada

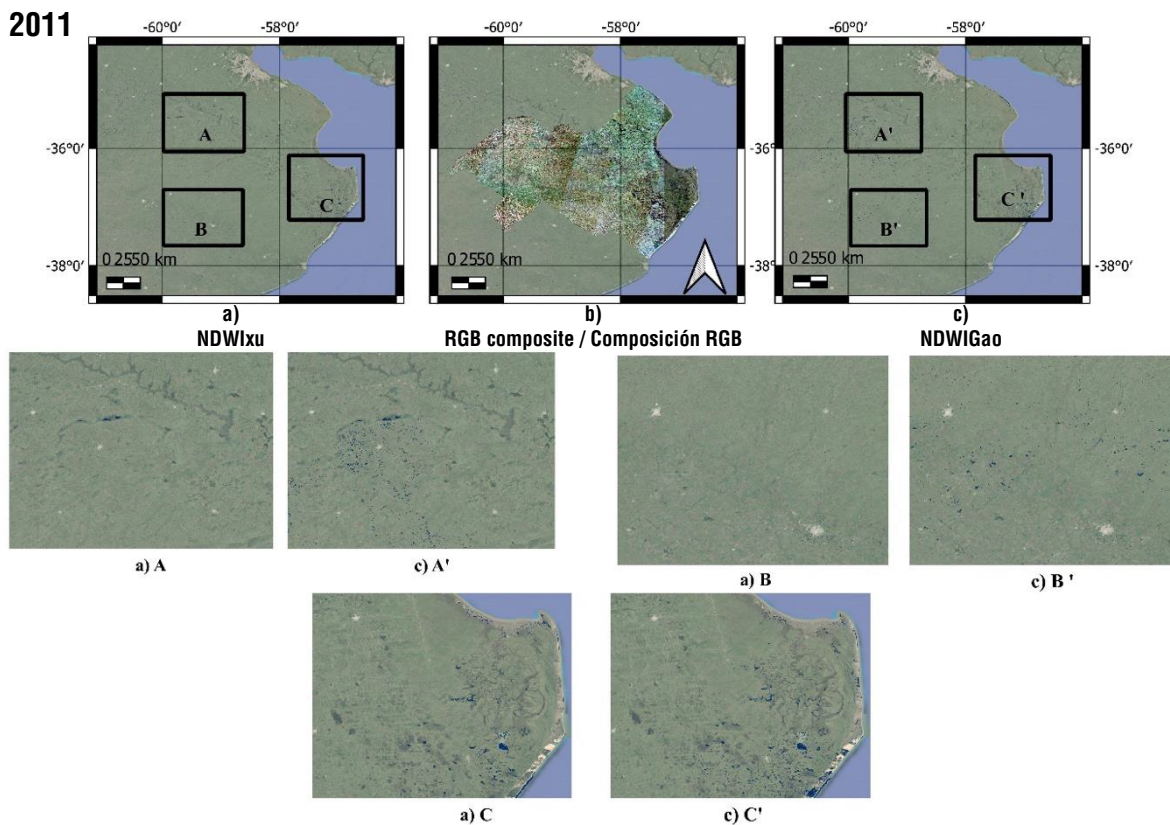


Figure 6. Flooded areas identified with two water indices for the year 2011: a) flooded area in the Salado basin mapped by applying the modified NDWI (Xu, 2006); b) true color composite (RGB: red, green, blue) of the basin and c) flooded area in the Salado basin by applying NDWI (Gao, 1996). In both images 'a' and 'c', there are three cutouts: A, B and C for a and A', B' and C' for c, and it is possible to compare in detail the flooded areas that each NDWI determines in sections of the study area for the period of minimum annual precipitation

Figura 6. Anegamientos identificados mediante dos índices de agua para el año 2011: a) área anegada en la cuenca del Salado mapeado a través de la aplicación del NDWI modificado (Xu, 2006); b) composición en color real (RGB: red, green, blue) de la cuenca y c) área anegada en la cuenca del Salado a través de la aplicación del NDWI (Gao, 1996). Tanto en la imagen 'a' como en 'c' se encuentran tres recortes: A, B y C para a y A', B' y C' para c, pudiéndose comparar con detalle las áreas anegadas que cada NDWI determina en secciones del área de estudio para el periodo de precipitaciones anuales mínimas.

as a valuable indicator for application in other regions with comparable features or within the same study area for a multi-temporal analysis. The findings suggest that the Landsat mid-infrared band (1566 – 1651 μm) is less affected by water sediment load and can capture subtle differences, providing enhanced capability to delineate the water-soil boundary (Bustamente et al., 2005; Huang et al., 2018; Vercelli et al., 2019) when used in conjunction with the near-infrared band. This explains the superior performance of NDWI_{Gao}, which incorporates the spectral response of these two wavelengths into its definition, in contrast to NDWI_{Xu}.

Conclusions

When using optical remote sensing, the performance of NDWI_{Gao} was superior to NDWI_{Xu}, since the former detected flooded areas at times of minimum and

de 66 876.4 ha. Por lo anterior puede deducirse – sin caer en una perspectiva reduccionista que no tenga en cuenta el uso del suelo en estos ecosistemas (Pinilla et al., 2019)– que los registros de mayores precipitaciones anuales se corresponden con la identificación de mayores áreas anegadas y viceversa. Tales resultados pueden deberse a que el agua absorbe gran parte de la energía en el infrarrojo cercano y en el infrarrojo medio, mientras que la vegetación, el suelo y las superficies impermeables presentan mayor reflectancia en esas longitudes de onda (Xie et al., 2016), lo que sustenta el desarrollo de diversos métodos para la extracción de áreas anegadas utilizando imágenes ópticas (Huang et al., 2018).

A pesar de que ambos índices han mostrado buen desempeño en la caracterización de cuerpos de agua y áreas anegadas en diversas regiones del mundo (Liu

maximum annual precipitation, which allowed the identification of flooded areas with a depth of only a few centimeters (5 to 15 cm) and even with submerged or semi-submerged vegetation. The use of specific indices from geospatial analysis tools, such as $NDWI_{Gao}$ and its processing in the cloud, is suitable for the retrospective analysis of water dynamics at a broad regional scale. This information contributes to the integrated management of land use plans and provides knowledge about the behavior of water in ecological systems. Therefore, the use of remote sensing techniques denotes its effectiveness not only in quantifying elements of global change but also in their contribution to all aspects of environmental management.

Acknowledgments

This research was made possible through the funding of two scholarships: Stimulus to scientific vocations (EVC) from the Consejo Interuniversitario Nacional (CIN) and Training Scholarship provided by the Comisión de Investigaciones Científicas (CIC) of the province of Buenos Aires, Argentina, between the years 2021 and 2023.

End of English version

References / Referencias

- Ameghino, F. (1884). *Las secas y las inundaciones en la provincia de Buenos Aires* (5.ª ed.). Ministerio de Asuntos Agrarios de la provincia de Buenos Aires. <https://es.scribd.com/doc/274933020/Las-Secas-y-Las-Inundaciones-en-La-Prov-de-Bs-as-Florentino-Ameghino>
- Atzberger, C., (2013). Advances in remote sensing of agriculture: context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, 5(2), 949–981. <https://doi.org/10.3390/rs5020949>
- Bustamante, J., Díaz-Delgado, R., & Aragonés, D. (2005). Determinación de las características de masas de agua someras en las marismas de Doñana mediante teledetección. *Revista de Teledetección*, 24, 107–111. <http://hdl.handle.net/10261/60245>
- Chauhan, S., Darvishzadeh, R., Boschetti, M., Pepe, M., & Nelson, A., (2019). Remote sensing-based crop lodging assessment: current status and perspectives. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 124–140. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.03.005>
- Florio, E. L., Merciau, J. L., Jobbágy E. G., & Noretto, M. D. (2014). Interactive effects of water-table depth, rainfall variation, and sowing date on maize production in the Western Pampas. *Agricultural Water Management*, 146, 75–83. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2014.07.022>
- Gao, B. (1996). NDWI—a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58, 256–266. <https://doi.org/10.7717/peerj.6450>

et al., 2016; Xie et al., 2016), también han presentado limitaciones en la caracterización de las áreas anegadas poco profundas, con turbidez o con vegetación sumergida o semisumergida (Bustamante et al., 2005), tal como ocurre con los anegamientos producidos en esta región de 5 a 15 cm profundidad, aproximadamente. En sistemas de muy baja pendiente con anegamientos en forma de manto y muy superficiales, el $NDWI_{Gao}$ es más eficaz para el monitoreo de áreas anegadas, algo que podría replicarse en sistemas con características similares. En este sentido, el valor de corte o umbral podría ser un indicador útil para utilizarse en otras regiones de características similares o en la misma área de estudio para un análisis multitemporal. De los resultados se desprende que la banda infrarrojo medio de Landsat (1 566 - 1 651 μm) es menos sensible a la carga de sedimentos del agua y es capaz de reflejar diferencias sutiles, lo que proporciona mayor capacidad para delinear el límite agua-suelo (Bustamante et al., 2005; Huang et al., 2018; Vercelli et al., 2019) actuando en conjunto con la banda del infrarrojo cercano. Este hecho explicaría el mejor desempeño que tuvo el $NDWI_{Gao}$, que incorpora en su definición la respuesta espectral de estas dos longitudes de onda, a diferencia del $NDWI_{Xu}$.

Conclusiones

En la teledetección óptica, el desempeño del $NDWI_{Gao}$ fue superior que el $NDWI_{Xu}$, ya que el primero detectó áreas anegadas en momentos de precipitación anual mínima y máxima, lo cual permitió la identificación de anegamientos con escasos centímetros de profundidad (5 a 15 cm) e incluso con vegetación sumergida o semisumergida. La aplicación de índices específicos a partir de herramientas de análisis geoespacial, como el $NDWI_{Gao}$ y su procesamiento en la nube, resulta adecuado para el análisis retrospectivo de la dinámica hídrica a una escala regional amplia. Tal información recabada contribuye a una gestión integral de planes de ordenamiento territorial y permite obtener conocimiento acerca del comportamiento del agua en sistemas ecológicos tan planos. Por tanto, el empleo de técnicas de teledetección denota su eficacia no solo para cuantificar parte del cambio global sino también en la contribución de todo lo que es materia en gestión ambiental.

Agradecimientos

Esta investigación se hizo gracias al financiamiento de dos becas recibidas: Beca de Estímulo a las Vocaciones Científicas (EVC) del Consejo Interuniversitario Nacional (CIN) y a la Beca de Entrenamiento de la Comisión de Investigaciones Científicas (CIC) de la provincia de Buenos Aires, Argentina entre los años 2021 y 2023.

Fin de la versión en español

- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Huang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Wu, J. (2018). Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: A review. *Reviews of Geophysics*, 56(2), 333–360. <https://doi.org/10.1029/2018RG000598>
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). (2022). *Estación experimental agropecuaria cuenca del Salado*. <https://inta.gov.ar/cuencadelsalado>
- Kuppel, S., Houspanossian, J., Nosetto, M. D., & Jobbágy, E. G. (2015). What does it take to flood the Pampas? Lessons from a decade of strong hydrological fluctuations. *Water Resources Research*, 51(4), 2937–2950. <https://doi.org/10.1002/2015WR016966>
- Lara, B., Gandini, M., Matteucci, S., & Scaramuzzino, R. (2019). Cambios en el funcionamiento de la región pampeana en los últimos 20 años: indicios del impacto del cambio global. *Revista de la Asociación Argentina de Ecología de Paisajes*, 9(1), 81–84. <https://www.asadep.com.ar/l/cambios-en-el-funcionamiento-de-los-ecosistemas-de-la-region-pampeana-en-los-ultimos-20-anos-indicios-del-impacto-del-cambio-global/>
- Liu, Z., Yao, Z., & Wang, R. (2016). Assessing methods of identifying open water bodies using Landsat 8 OLI imagery. *Environmental Earth Sciences*, 75(10), 1–13. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5686-2>
- Matteucci, S. (2012). Ecorregión Pampa. In J. Morello, S. Matteucci, A. Rodríguez, & M. Silva (Eds.), *Ecorregiones y complejos ecosistémicos argentinos* (pp. 391–446). Orientación Gráfica Editora. https://www.researchgate.net/profile/Silvia-Matteucci-2/publication/268447092_Ecorregiones_y_complejos_ecosistemicos_Argentinos/links/598333be0f7e9b2ac353f62e/Ecorregiones-y-complejos-ecosistemicos-Argentinos.pdf
- Nosetto, M. D., Paez, R., Ballesteros, S., & Jobbágy, E. (2015). Higher water-table levels and flooding risk under grain vs. livestock production systems in the subhumid plains of the Pampas. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 206, 60–70. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2015.03.009>
- Passucci, V., Carmona, F., & Rivas, R. (2017). Identificación de zonas anegadas y no anegadas mediante técnicas de teledetección. *Revista Estudios Ambientales*, 5(2), 51–78. <http://hdl.handle.net/11336/59498>
- Pekel, J., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540, 418–422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>
- Pinilla, A., Guevara, C., Lara, B., & Kruse, E. (2019). Impactos de los cambios de uso del suelo sobre la recarga subterránea en una zona de llanura. Caso de estudio, cuenca superior del arroyo Del Azul. *Revista de la Asociación Argentina de Ecología de Paisajes*, 9(1), 40–44. https://ri.conicet.gov.ar/bitstream/handle/11336/132708/CONICET_Digital_Nro.8c4bf8f9-99d9-4bce-9cf2-ad0bcff5b526_A.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- QGIS Development Team. (2022). *QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project*. <http://qgis.osgeo.org/>
- Vázquez, P., Cabria, F., Rojas, M., & Calandroni, M. (2009). Riesgo de anegamiento: estimaciones para la Cuenca Baja del Río Salado. *Ciencia del Suelo*, 27(2), 237–246. http://www.scielo.org.ar/scielo.php?pid=S1850-20672009000200010&script=sci_arttext&lng=en
- Vercelli, N., Varni, M., Lara, B., Entraigas, I., & Ares, G. (2019). Linking soil water balance with flood spatial arrangement in an extremely flat landscape. *Hydrological Processes*, 34(1), 21–32. <https://doi.org/10.1002/hyp.13567>
- Weiss, M., Jacob, F., & Duveiller, G., (2020). Remote sensing for agricultural applications: ameta-review. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111–402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>
- Xie, H., Luo, X., Xu, X., Pan, H., & Tong, X. (2016). Evaluation of Landsat 8 OLI imagery for unsupervised inland water extraction. *International Journal of Remote Sensing*, 37(8), 1826–1844. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1168948>
- Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3023–3033. <https://doi.org/10.1002/hyp.13567>