

Diachronic spatial analysis: the case of floods in the Luján River, Argentina

Leonardo Alfredo Di Franco, PHD¹ , Ariel Fabricio Guerrero Rodríguez, Magister² , Olga Lucia Borda Prada, Magister³ 

¹Universidad Nacional de Luján y de General Sarmiento, Argentina, ldifranco@campus.ungs.edu.ar,

²Universidad La Gran Colombia, Colombia, ariel.guerrero@ugc.edu.co

³Universidad La Gran Colombia, Colombia, olga.borda@ugc.edu.co

Abstract— *Mapping flooded areas plays a crucial role in the formulation of territorial policies aimed at disaster prevention, offering valuable information to decision makers. The use of data collected by sensors on satellite platforms stands out as a powerful source, especially considering the existence of archives with more than four decades of global information. This study focuses on the Luján River basin, in the province of Buenos Aires, Argentina, recognized for its periodic flooding and its significant impacts on people, property and services. The main objective of this research is to generate a historical spatial study based on satellite information provided by medium spatial resolution sensors. For this, a 30-year time window was selected that included the period with the greatest flooding in the upper and middle basin of the river. To do this, several water indices proposed in the literature were evaluated, adapting thresholds to create binary masks in each selected image. The methodological approach used free software, promoting the democratization of information, especially in municipalities with budget limitations. The results obtained include the generation of synthesis cartography, the quantification of the affected surface and the determination of the probability of impact in different sectors of the basin. In this way, a fundamental resource is valued for both the industry and the public sector and an invaluable source of data for understanding territorial dynamics.*

Keywords—remote sensing, flood, historical archive, spectral index, Landsat.

I. INTRODUCCIÓN

Las inundaciones en Argentina cubren un área de influencia mayor al 50% del territorio, presentando niveles de severidad de muy alto a leve, y desde el punto de vista económico, los daños derivados de las inundaciones representan más del 1,1 por ciento del PIB [1]. Teniendo en cuenta el componente antrópico de las inundaciones se observa que el exceso hídrico superficial (en lugares, tiempos y formas inadecuadas) genera afectaciones económicas, sociales y ambientales. En la cuenca del río Luján (Buenos Aires/Argentina) las inundaciones, configuran la relación entre factores climáticos, precipitaciones intensas y concentradas, con una serie de componentes antrópicos y naturales. Es así que las condiciones de vulnerabilidad asociadas a la presencia de eventos climáticos extremos favorecen los desastres socio-ambientales. De esta manera, el riesgo se configura como un proceso de construcción social en donde su reducción forma parte de la toma de decisiones [2]. En ese sentido, la existencia de riesgo se encuentra determinada por la imposición de medidas restrictivas sobre el territorio; por caso el desarrollo de urbanizaciones sobre las llanuras de inundación de los ríos representa un ejemplo del grado de fragilidad y susceptibilidad

de la población ante determinadas amenazas. En este contexto, la recurrencia de las inundaciones se presenta como un serio problema que afecta económica y socialmente a las poblaciones circundantes. Es por ello, que la formulación de políticas públicas asociadas a la planificación del territorio representa una de las principales herramientas para la reducción de dichas vulnerabilidades. Una de las maneras de abordar estos fenómenos es a través de la construcción de indicadores espectrales que deben cumplir determinados requerimientos. Estos indicadores espectrales, como se indicará más adelante, se encargan de resaltar la respuesta de las cubiertas terrestres a partir de la transformación del flujo de energía que incide sobre la superficie [3]. Espectralmente el agua presenta mayor reflectancia en los canales de longitud de onda del visible mientras que en el infrarrojo presenta una alta absorción de la energía electromagnética [4].

Los indicadores de inundación, además de ser factible su actualización periódica, se espera que sean representativos, comparables, robustos y de fácil comprensión a los usuarios. Este conjunto de indicadores debe ser capaz de cuantificar un fenómeno a partir de datos medibles; las variaciones entre periodos de estos indicadores permiten monitorear las tendencias. Los mismos, poseen bastante relevancia en el monitoreo de zonas susceptibles de inundaciones o inundadas históricamente a partir del uso de sensores remotos [5], [6], [7], [8], debido a que permiten la preparación de las comunidades y entes gubernamentales durante estudios de prevención de desastres por anegación de la red hídrica. Mientras que imágenes de sensores activos de radar (SAR) permiten disponer de datos e información durante la ocurrencia de estos fenómenos [9].

En ese sentido, en función de las características de la cuenca hidrográfica de estudio y partiendo de que las inundaciones se producen por abundantes precipitaciones y éstas se encuentran asociadas con una alta nubosidad, la disponibilidad de imágenes de sensores pasivos resulta limitada. Por ello se analizaron las principales misiones satelitales con el objetivo de seleccionar imágenes de mediana resolución espacial y una configuración espectral homogénea que permitiera la comparación intertemporal de las mismas. El período seleccionado para la búsqueda coincidió con el momento histórico de mayor recurrencia de inundaciones de la zona, cotejado por datos aportados por diversas fuentes (Estación Meteorológica de la UNLu, Bomberos Voluntarios de Luján, entre otros.). En este periodo, correspondiente a los años

1985-2015, se produjeron 22 eventos que superaron la cota por encima de los dos metros, de acuerdo al limnógrafo de la ciudad homónima. Teniendo en cuenta ello, el suministro de imágenes satelitales podría estar dado solamente por dos misiones, SPOT y LANDSAT, pero solo esta última ofrece la posibilidad de descarga gratuita de sus imágenes. La misión Landsat ofrece, además, una resolución espectral homogénea a los objetivos planteados y favorece la ejecución de índices espectrales comparables, con los recaudos que se mencionarán más adelante.

Existen diferentes metodologías para detectar y mapear agua en superficie, éstas incluyen: clasificación temática, modelos de desmezcla lineal, métodos de banda simple con umbral en bandas que actúan como indicadores, y métodos multicanal a partir de índices espectrales de agua [10], [11]. Una de las técnicas más utilizadas para delimitar cuerpos de agua es a partir de sus características espectrales en donde las bandas centradas en longitudes de onda del NIR resaltan la alta absorción del agua en comparación a los valores de reflectancia que poseen la vegetación y el suelo. La relación de bandas entre la banda del visible, centrada en el canal verde donde el agua posee su pico máximo de reflectancia, sobre el valor de la banda centrada en el NIR, donde se produce su absorción, sirve para resaltar y delinear en buena proporción y con bastante eficacia los cuerpos de agua, aunque presenta algunas incongruencias relacionadas con errores al tener cuerpos de agua eutrofizados o con abundante material en suspensión [12]. Un umbral apropiado debe ser asignado y adaptado a la zona de estudio en función de las características espectrales de los materiales, con el fin de generar la menor incertidumbre posible en cuanto a la delineación de cuerpos de agua, ya que el umbral puede generar diferentes resultados para diferentes condiciones dentro de la escena o bien cambiar su dinámica en el tiempo. En ese sentido, resulta necesario, al evaluar el rendimiento de los índices de agua, conocer las características espectrales del agua y las cubiertas presentes en las escenas en las bandas verde, NIR y MIR respectivamente. En función de esto, de la mezcla espectral de los píxeles y de la resolución espacial de las escenas, es posible redefinir un umbral coherente con las características espectrales de la zona de análisis [7]. Otro autor [13] propone el Índice de Agua de Diferencia Normalizada (Normalized Difference Water Index, NDWI) basándose en la relación de la reflectividad de las bandas del verde con el NIR. Los resultados de este índice oscilan entre -1 y 1, con un umbral generalizado en cero, donde los valores positivos corresponden a cuerpos de agua, mientras que para el suelo y la vegetación corresponden a valores negativos debido a que es en el infrarrojo de onda corta donde tiene sus mayores valores de reflectancia. Sin embargo, la utilización de estos ratios presenta, a menudo, incongruencias propias de la mezcla espectral de diferentes cubiertas, particularmente en aquellas zonas urbanizadas que dificultan la extracción de información [11].

Se han planteado modificaciones del índice inicial, y se han utilizado y evaluado mejores resultados en zonas con alto contraste espectral al utilizar las bandas del infrarrojo medio (SWIR) en longitudes de onda centradas en 1.7 μm y 2 μm [7]. El nuevo índice derivado a partir de estas modificaciones se denomina MNDWI por sus siglas en inglés Modified Normalized Difference Water Index [11]. La modificación planteada, presenta para el agua valores positivos mayores en comparación al NDWI, ya que absorbe más en el MIR que en el NIR; también produce que la vegetación y el suelo obtengan valores negativos debido a que reflejan más en el MIR que en el NIR. Según [7], [11] la mejor performance para delimitar cuerpos de agua es la que utiliza la banda verde en vez de la NIR y la SWIR. Esto se encuentra relacionado con los valores que presentan el suelo y la vegetación, ya que difieren más en el NIR que en el MIR, homogeneizando de esta manera la extracción de agua superficial con mayor exactitud y menor incertidumbre como se observa en la Tabla I.

TABLA I
ECUACIONES DE NDWI Y MNDWI MODIFICADO DE [7].

NDWI	LONGITUD DE ONDA (μm)
$\text{NDWI}_{L2,4} = \frac{P_{L2} - P_{L4}}{P_{L2} + P_{L4}}$ $\text{MNDWI}_{L2,5} = \frac{P_{L2} - P_{L5}}{P_{L2} + P_{L5}}$ $\text{MNDWI}_{L2,7} = \frac{P_{L2} - P_{L7}}{P_{L2} + P_{L7}}$	Banda 2: Verde: 0.52-0.60 Banda 4: NIR: 0.76-0.90 Banda 5: SWIR: 1.55-1.75 Banda 7: SWIR: 2.08-2.35
$\text{NDWI}_{L3,5} = \frac{P_{L3} - P_{L5}}{P_{L3} + P_{L5}}$ $\text{NDWI}_{L3,6} = \frac{P_{L3} - P_{L6}}{P_{L3} + P_{L6}}$ $\text{NDWI}_{L3,6} = \frac{P_{L3} - P_{L6}}{P_{L3} + P_{L6}}$ $\text{MNDWI}_{L3,7} = \frac{P_{L3} - P_{L7}}{P_{L3} + P_{L7}}$	Banda 3: Verde: 0.53-0.59 Banda 5: NIR: 0.85-0.88 Banda 6: SWIR: 1.56-1.65 Banda 7: SWIR: 2.10-2.29

II. METODOLOGÍA

A. Materiales utilizados

Como se mencionó, luego de un análisis de diferentes misiones satelitales de mediana resolución, se decidió la utilización de imágenes provenientes de la misión Landsat ya que, además de las bandas infrarrojas que posee en sus instrumentos, brinda la mayor cobertura histórica de la cuenca del río Luján. Esta selección resultó imprescindible debido a que el índice propuesto relaciona bandas del visible con el infrarrojo medio y por ello fue preciso contar con datos homogéneos para un periodo temporal amplio que abarcó tres misiones diferentes. En este sentido, la serie Landsat y sus sensores Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) y Operational Land Imager (OLI), configura una resolución espacial media (900 m^2 de pixel) muy utilizada para los

sistemas de emergencia en todo el mundo. La mejora radiométrica en las imágenes OLI permite una mayor cuantización de la energía, ya que las mismas se codifican en 4096 potenciales niveles de grises en comparación con los 256 niveles de las versiones anteriores. La periodicidad de la misión ofrece una imagen cada 16 días, sin embargo, esto dependerá de las condiciones atmosféricas del momento y de la operatividad del satélite/sensor. La Tabla II presenta un listado con las imágenes utilizadas de acuerdo al sensor y su fecha de adquisición, en ella se observa que sólo existen faltantes de datos para los años 1994 y 2012 (en este caso por cuestiones operativas de las misiones). Para la selección de las imágenes se analizaron, también, los registros históricos de precipitaciones provenientes de diversas fuentes territoriales (Bomberos Voluntarios de Luján, Estación Meteorológica de Gowland y de Universidad Nacional de Luján).

TABLA II
SET DE DATOS SATELITALES LANDSAT UTILIZADOS, VENTANA TEMPORAL
1985-2015 (ELABORACIÓN PROPIA).

Sensor	Fecha
L 5 TM	12/03/1985
L 5 TM	04/01/1986
L 5 TM	13/04/1987
L 5 TM	26/01/1988
L 5 TM	07/07/1989
L 5 TM	26/07/1990
L 5 TM	14/08/1991
L 5 TM	12/05/1992
L 5 TM	06/10/1993
L 5 TM	05/05/1995
L 5 TM	01/12/1996
L 5 TM	27/06/1997
L 5 TM	23/12/1998
L 5 TM	21/09/1999
L7 ETM+	20/12/2000
L 5 TM	10/09/2001
L 5 TM	08/02/2002
L 5 TM	02/10/2003
L 5 TM	23/12/2004
L 5 TM	24/11/2005
L 5 TM	24/09/2006
L 5 TM	26/01/2007
L 5 TM	31/10/2008
L 5 TM	18/10/2009
L 5 TM	08/12/2010
L 5 TM	14/03/2011
L 8 OLI	26/08/2013
L 8 OLI	19/12/2014
L 8 OLI	19/06/2015

B. Software

El software utilizado incluyó al programa QGIS 3.X para el procesamiento de las imágenes satelitales y la integración de los datos vectoriales y raster en un SIG, que posibilitó el tratamiento analítico. Asimismo, se hizo uso del complemento Slice para reclasificar por intervalos, del Semi Classification

Plugin (SCP) para el tratamiento de los datos y del Open Layer Plugin que posibilitó la integración de imágenes de alta resolución de la base de Google Satellite, junto al Point Sampling Tool para la validación de píxeles.

C. Preprocesamiento

Una vez seleccionadas las escenas, fueron descargadas y corregidas atmosféricamente para conformar el set de datos raster. El algoritmo de corrección atmosférica se basó en el método de sustracción de objeto oscuro [14], [15], [16]. Si bien cada sensor resultó compatible espacialmente, fue necesario un resamplado radiométrico que llevara la cuantización de los niveles digitales a 256 niveles ya que este parámetro, junto al número de bandas, ha variado en las distintas series Landsat. Para el sensor ETM+ que posee ocho bandas originales sólo se incluyeron seis, separando las bandas pancromática y térmica; el OLI/TIRS posee once bandas, de las cuales se utilizaron seis desestimando las bandas costera, pancromática, cirrus y las dos térmicas; mientras que en el TM sólo se excluyó la banda térmica. En tanto, por la corrección geométrica provista por el servidor no resulta necesario ningún procesamiento en este sentido ya que las imágenes presentaron una correlación pixel a pixel [17]. Una vez armado el catálogo raster compuesto de 29 imágenes se realizó un recorte en lote para todas las escenas, ajustando el área a los límites de la cuenca.

D. Procesamiento de productos satelitales

El denominado Índice de Agua posee diferentes combinaciones de bandas de acuerdo a los distintos autores [8], [10], [11], [13]. En la revisión bibliográfica fue posible evaluar los diferentes métodos de extracción de cuerpos de agua según las variaciones espectrales y de acuerdo al sensor elegido [7], [8], [10], [13], el rendimiento de este tipo de índices suele presentar errores de subestimación y sobreestimación de Agua/No Agua debido a semejanzas con la respuesta espectral de las diferentes cubiertas (sombras, suelo y zonas urbanas). Para la determinación de la variante del índice a utilizar se realizaron diferentes álgebras de bandas que presentaron resultados distintos reflejando las particularidades de cada alternativa propuesta en la bibliografía.

Los datos obtenidos se complementaron con una visita de campo en la cual se tomaron 45 puntos de control próximos a caminos y rutas de fácil acceso, y se ajustó la precisión apoyándose en imágenes de alta resolución provenientes del servidor Google Satellite integrado al SIG. De los 45 puntos utilizados como verdad terrena, 30 correspondieron a la categoría Agua, en diferentes situaciones, mientras que los 15 restantes correspondieron a otras coberturas enmarcadas en la

categoría No Agua (vegetación, suelo, etc.). La verdad terrena fue determinante al momento de la comparación y posterior selección del método. Una vez definido el método se adecuaron las algebraas para cada sensor en relación a su disposición de bandas y se generaron los índices en el resto de las imágenes. Como las nuevas imágenes presentaron valores en puntos flotantes (unibanda) de 1 a -1, siendo 1 la máxima posibilidad positiva de Agua y -1 otras categorías agrupadas en No Agua fue necesario establecer un umbral de corte para construir máscaras binarias que reflejen las dos categorías de interés. Para determinar dicho umbral fue utilizado el recorte de la imagen 2015 por contar con verdad terrena próxima a su fecha de adquisición. Para ello se ordenaron los puntos de cada muestra, de acuerdo al valor obtenido por el índice y se verificó que dicho valor coincidiera con la categoría establecida en el campo. En el límite entre las categorías opuestas, se tomó la primer muestra correspondiente a la categoría Agua, ajustando un 5% por encima de dicho valor para minimizar errores de comisión, como se observa en la Fig. 1.

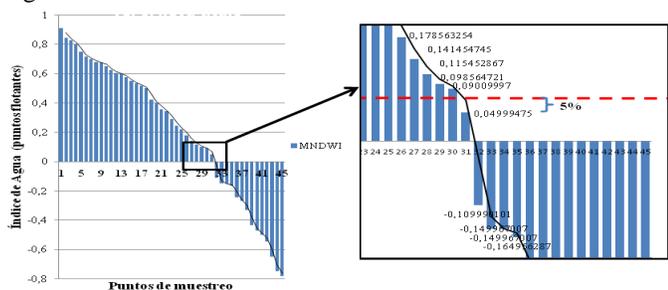


Fig. 1 Umbral de corte para el índice espectral propuesto.

La misma metodología se aplicó al resto de las subescenas aunque no se disponía de verdad terrena por razones temporales, para ello se interpretaron la totalidad de las imágenes (combinación Falso Color 453/RGB) y se introdujeron nuevamente 45 puntos con las mismas características que para la imagen 2015 pero basados en la interpretación visual y ajustados nuevamente con el servidor online de alta resolución y su archivo histórico. Al final de este proceso fueron distribuidos 1305 puntos en los diferentes tramos de la cuenca en las 29 imágenes. Para cada recorte de imagen se sistematizó el proceso de tabular el valor para definir un umbral y adicionar un 5% para asegurar que los píxeles correctos se incluyan en la categoría Agua. La creación de máscaras binarias tomó este umbral para establecer categorías Agua/No Agua y posibilitar la suma algebraica y acumulativa de las imágenes resultantes ya que durante la reclasificación se asignó el valor 1 a la categoría Agua y 0 a la categoría No Agua.

Una vez reclasificadas cada una de las imágenes se realizó un apilado de todas las escenas y su posterior sumatoria a partir de la calculadora raster, que permitió determinar la frecuencia de cada píxel de la categoría Agua durante el periodo temporal propuesto. El nuevo valor del píxel, en la imagen resultante,

incluyó la sumatoria de los píxeles positivos del periodo en cuestión. Este análisis se propuso para periodos decenales y para una síntesis final que abarcó todo el ciclo. La siguiente ecuación (1) corresponde a la frecuencia de un píxel de la categoría Agua para la totalidad de los píxeles de las imágenes analizadas. En este caso $I(ix)$ representa el valor 1 o 0, positivo o negativo, mientras que $N(x)$ se determina de acuerdo a la cantidad de valores no nulos del mismo píxel en las diferentes imágenes [5], [18].

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N(x)} \frac{I(ix)}{N(x)} \quad (1)$$

III. RESULTADOS

A partir de las diferentes alternativas comparadas, se seleccionó un Índice de Agua que presentó los mejores resultados durante la interpretación visual con imágenes de alta resolución espacial provenientes del Google Satellite a través del Open Layers Plugin y el cotejo de la verdad terrena sobre la subescena de 2015. La Fig. 2 representa los resultados logrados de acuerdo a los diferentes algebraas de bandas teniendo en cuenta el promedio de los valores obtenidos de cada cobertura. En color naranja se observa el algebraa seleccionado que presenta un mejor desempeño en las coberturas, suponiendo una mejor discriminación de las categorías de interés. Esta metodología que se denomina MNDWI relacionó la banda Verde (0.52-0.60 μm) y la banda Infrarrojo Medio (1.55-1.75 μm) suponiendo una mejora con respecto a los otros métodos. Para el caso de la categoría Vegetación2, correspondiente a formaciones forestales que causan confusión por la sombra del dosel, si bien adjudica valores positivos estos pueden ser removidos a partir del uso de un umbral de referencia. Aunque separa correctamente el resto de las coberturas, el método clásico NDWI que en la figura se representa con barras azules, adjudica valores positivos menores para las categorías de agua, presumiendo dificultades para la discriminación. Las estadísticas realizadas sobre el método seleccionado establecen una precisión global de 69% mientras que para el método clásico de NDWI la precisión fue de 61%, seguidos por el índice que relaciona la banda Verde con la banda Infrarrojo Medio de 2.10-2.29 μm con un 51 % de acierto. El método simple de umbral sobre esta última banda evidenció una eficacia menor al 20%.

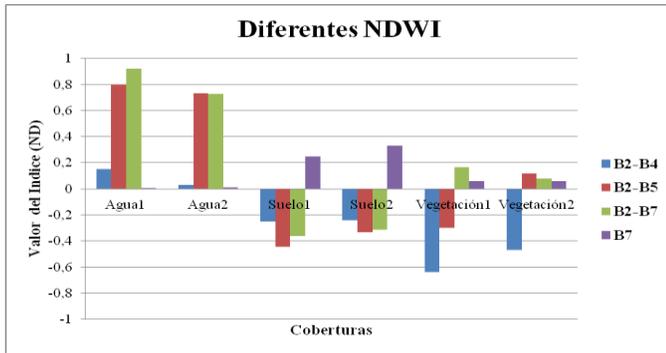


Fig. 2 Comparación de los métodos propuestos para el Índice de Agua de acuerdo a los puntos de control sobre la escena de 2015 (elaboración Propia).

Con la metodología propuesta se obtuvieron 29 imágenes correspondientes al índice mencionado, que configuraron la base de los mapas temáticos de periodicidad con la cual un pixel es identificado como Agua. En este sentido, la cartografía comprendió tres mapas de frecuencia de inundación, evaluados para periodos decenales (1985-1995, 1995-2005 y 2005-2015).

A. Índice de Agua de Diferencia Normalizada y umbral móvil.

La determinación del umbral móvil permitió conocer cuántos píxeles de cada fecha fueron categorizados como Agua y por lo tanto fueron incluidos en la cartografía de síntesis. La Fig. 3 refleja los píxeles anegados, a pesar de que los valores parecen estables, la línea de tendencia supone una leve pendiente positiva. Existen también notorios picos que reflejan situaciones de inundaciones extremas.

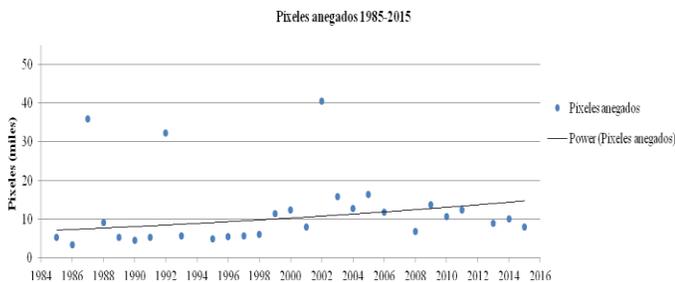


Fig. 3 Conteo de píxeles anegados detectados en cada imagen satelital y línea de tendencia (elaboración Propia).

La Tabla III muestra, para las 29 escenas analizadas, la sumatoria de píxeles de la categoría Agua de acuerdo al umbral establecido y la superficie que representó, en hectáreas.

TABLA III
SUMATORIA DE LA CATEGORÍA AGUA, SUPERFICIE Y UMBRAL
(ELABORACIÓN PROPIA).

Año	Píxeles de Agua	Superficie (ha)	Umbral
1985	5328	480	-0,012795
1986	3328	300	-0,008150
1987	35967	3237	0,021007
1988	9121	821	0,055520
1989	5285	476	0,135874
1990	4617	416	0,108920
1991	5228	471	-0,044440
1992	32335	2910	-0,026910
1993	5678	511	0,116250
1995	4898	441	-0,129560
1996	5545	499	-0,061930
1997	5757	518	0,079330
1998	6079	547	-0,122920
1999	11368	1023	0,126000
2000	12290	1106	0,367840
2001	7968	717	0,128220
2002	40543	3649	0,137480
2003	15847	1426	0,069190
2004	12756	1148	-0,131920
2005	16375	1474	0,138510
2006	11881	1069	-0,126570
2007	86582	7792	0,125730
2008	6924	623	0,145730
2009	13771	1239	0,083740
2010	10739	967	0,060830
2011	12393	1115	-0,130660
2013	9027	812	0,151510
2014	10061	905	-0,140630
2015	8078	727	0,0999475

B. Cartografía generada

En el marco de la metodología planteada se generaron tres mapas temáticos que sintetizaron los periodos relevados. Los mismos se tomaron a partir del vínculo decenal entre

imágenes, teniendo en cuenta ello se establecieron mapas temáticos para los años 1985-1995, 1995-2005 y 2005-2015.

Periodo 1985-1995: La acumulación de píxeles anegados para este periodo contabilizó un total de 52734. Los años que presentaron la mayor cantidad de estos píxeles fueron 1987 y 1992 donde fueron identificados 3237 y 2910, respectivamente. El año con menos píxeles identificados de acuerdo a este análisis resultó 1986 con 300 píxeles, seguido de 1990 con 416 píxeles. Especialmente, en el periodo, la mayor frecuencia de píxeles inundados se observó sobre la subcuenca baja, entre las ciudades de Pilar y Escobar. Allí las frecuencias oscilaron entre el 10% y el 40%, correspondientes con píxeles que han estado ocupados 4 veces en los 10 diez años evaluados. Sobre la cuenca alta también se encontraron zonas que fueron identificadas, especialmente al sureste de Suipacha, con frecuencias entre el 10%-20%, como se puede observar en la Fig. 4.

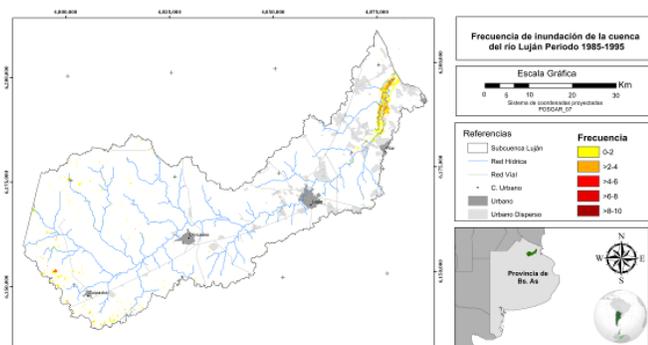


Fig. 4 Cartografía generada para el periodo 1985-1995 teniendo en cuenta los resultados obtenidos (Elaboración Propia).

Periodo 1995-2005: Durante este periodo, en cambio, la acumulación de píxeles positivos contabilizó 39539 píxeles. Los años que presentaron la mayor cantidad de este tipo de píxeles fueron 2002 (40543) y 2005 (16375). El año con menos píxeles resultó 1995 con 441 ha bajo agua. El mapa de frecuencia de inundación de este periodo, Fig. 5, presentó los mayores valores en la cuenca baja, coincidente con la llanura de inundación. Un análisis realizado en contexto con el mapa anterior determina que el área inundada disminuyó, en concordancia con menores niveles de precipitaciones.

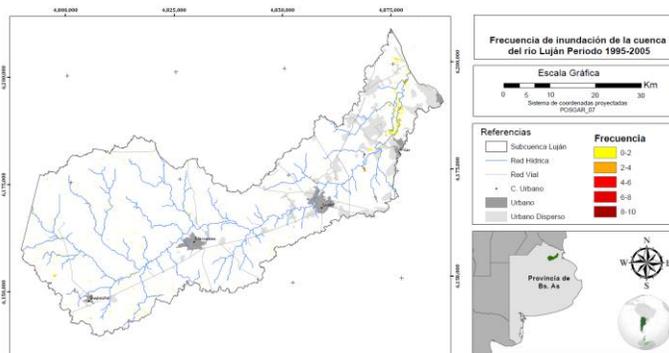


Fig. 5 Cartografía generada para el segundo periodo 1995-2005 teniendo en cuenta los resultados obtenidos (Elaboración Propia).

Periodo 2005-2015: El mapa de frecuencia de inundación de este periodo (Fig. 6) presentó mayores valores que en los periodos anteriores, contabilizando 71105 píxeles positivos. En zonas aledañas al río, entre las ciudades de Mercedes y Luján, se pudieron reconocer píxeles con frecuencia de 20%. Se identificaron, además, píxeles inundados hacia el sur y oeste de la ciudad de Mercedes y en las cercanías de la ciudad de Suipacha, en comparación a los periodos descriptos anteriormente

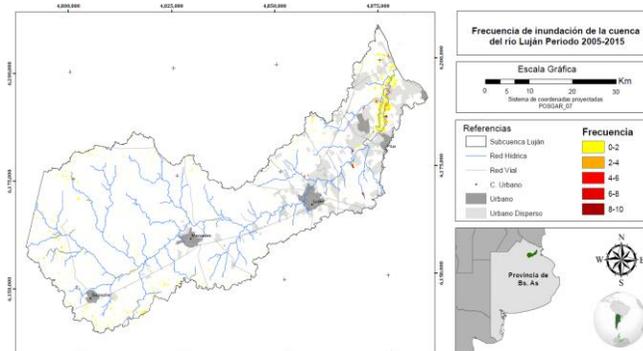


Fig. 6 Cartografía generada para el segundo periodo 2005-2015 teniendo en cuenta los resultados obtenidos (Elaboración Propia).

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se puso en práctica, a partir de un caso de estudio, la utilización de registros satelitales históricos con el objetivo de aplicarlo a las inundaciones en la cuenca del río Luján. Para ello se analizaron una serie de indicadores espectrales de riesgo hídrico teniendo en cuenta las interacciones que se establecen entre las coberturas y la energía electromagnética. Los resultados obtenidos a partir del indicador Modificado del Índice de Agua de Diferencia Normalizada (MNDWI) demuestran que la cuenca presenta anegamientos en todos los sectores analizados (cuenca alta,

media y baja). Sectorizando el análisis se desprende que, en la cuenca alta, los anegamientos se producen en los sectores identificados como predominantemente ganaderos, limítrofes con las cuencas adyacentes y alejados de los centros urbanos; por lo cual las inundaciones en estos sectores afectan las capacidades productivas del suelo pero no a la población en general, salvo población dispersa. En la cuenca media los anegamientos, de acuerdo a los mapas realizados, se producen en sectores cercanos a la ciudad de Pilar y sus adyacencias. De la misma manera se encuentran zonas de la cuenca baja en donde los anegamientos se suceden en zonas urbanizadas. Los indicadores aquí utilizados se comprobaron válidos, comparables, robustos, económicos y capaces de establecer tendencias a partir de la continuidad en las mediciones. Es deseable, también, aprovechar plataformas en línea para el procesamiento de grandes volúmenes de información (como el Google Earth Engine) que simplifican la ingesta, el procesamiento y almacenamiento de los datos. El registro histórico de las imágenes satelitales se presenta aquí como un poderoso recurso tanto para el sector privado, como público; ya que sus aplicaciones van desde la aplicación a grandes obras de ingeniería, el desarrollo de políticas públicas o la aplicación en materiales didácticos de enseñanza en todos los niveles educativos.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue realizado, en parte, gracias a la colaboración entre la Universidad Nacional de Luján (Argentina) y la Universidad La Gran Colombia (Colombia). Los autores desean agradecer a las autoridades de ambas instituciones por la posibilidad de sostener y fomentar actividades de investigación conjuntas.

REFERENCIAS

[1] Banco Interamericano de Desarrollo (BID) (2015). Indicadores de Riesgo de Desastre y de Gestión de Riesgos. Programa para América Latina y el Caribe Indicadores de Riesgo de Desastre y de Gestión de Riesgos Programa para América Latina y el Caribe.

[2] Acosta, V. G. (2005). El riesgo como construcción social y la construcción social de riesgos. *Desastros*, (19), 11–24. <https://doi.org/http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=13901902>

[3] Food and Agriculture Organization (FAO). (1997). Land quality indicators and their use in sustainable agriculture and rural development. *Land and water bulletins*. Roma (2): 217p.

[4] Meneses, P. R., & Almeida, T. D. (2012). Introdução ao processamento de imagem de sensoriamento remoto. *Cnpq/Unb*, 266. <https://doi.org/10.1590/S1413-294X2002000200020>

[5] Calvi, M. (2016). Frecuencia de inundación a través de imágenes de sensor. En 3er Encuentro de Investigadores en recursos hídricos. Instituto Nacional del Agua. Ezeiza, Buenos Aires.

[6] Cifuentes, V. J., García, M. Á., José, M., & Escudero, R. (2015). Estimación por teledetección de la superficie de la lámina de agua y los niveles de profundidad de las lagunas en los humedales de la Campaña Andaluza Central incluidos en la demarcación hidrográfica

del Guadalquivir Estimation by remote sensing of the wa. XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección, 322–325.

[7] Ji, L., Zhang, L., & Wylie, B. (2009). Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75(11), 1307–1317. <https://doi.org/10.14358/PERS.75.11.1307>

[8] Qiao, C., Luo, J., Sheng, Y., Shen, Z., Zhu, Z., & Ming, D. (2012). An Adaptive Water Extraction Method from Remote Sensing Image Based on NDWI. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 40(3), 421–433 <https://doi.org/10.1007/s12524-011-0162-7>

[9] Edrosa, R. (2011). Aplicación de la Teledetección para el Monitoreo de Eventos Hídricos Superficiales mediante Imágenes Cosmo SkyMed, 118. Tesis de Maestría; CONAE-UNC; Córdoba

[10] 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>

[11] 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>

[12] Bustamante, J., Díaz Delgado, R., & Aragonés, D. (2005). Determinación de las características de masas de aguas someras en las marismas de Doñana mediante teledetección. *Revista de Teledetección*, 24(1), 107–111.

[13] McFeeters, S. K. (2013). Using the normalized difference water index (NDWI) within a Geographic Information System to detect swimming pools for mosquito abatement: A practical approach. *Remote Sensing*, 5(7), 3544–3561. <https://doi.org/10.3390/rs5073544>

[14] Chávez, Jr., P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment* 24, 459–479.

[15] Mustak, S. (2013). Correction of Atmospheric Haze in Resourcesat-1 LISS-4 Mx Data for Urban Analysis: An Improved Dark Object Subtraction Approach, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(1), 283– 287. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-W3-283-2013>

[16] Picone, N. y Linares, S. (2014). Propuesta metodológica para la extracción y análisis de densidades urbanas mediante teledetección y SIG. Caso de estudio: ciudad de Tandil, Argentina. *Revista Universitaria de Geografía*, 23 (1-2), 77–96.

[17] Survey, U. G. (2005). *Landsat 8 (L8) Data Users Handbook*. America, 8(1993), 1993–1993. <https://doi.org/http://www.webcitation.org/6mu9r7rIR>

[18] Godniaszky, D. Giordano, L. y Borus, J.A. (2015). Inundaciones en la provincia de Buenos Aires - Agosto de 2015 Detección de cambios y estimación de frecuencia de pertenencia a la clase agua, observados sobre la base de datos MODIS de imágenes de satélite , SIG y equipos GPS. *Revista de Teledetección*, 15, 1–9.