



SELPER 2016

Geotecnologías, herramientas para la construcción de una nueva visión del cambio global y su transformación para un futuro sostenible



**Libro de Actas del
XVII Simposio Internacional
en Percepción Remota y
Sistemas de Información
Geográfica**

Editores:

Walter F. Sione

Francisco M. Viva Mayer

Miriam E. Antes

M. Cristina Serafini

**Libro de Actas del
XVII Simposio Internacional en Percepción Remota y
Sistemas de Información Geográfica**

Puerto Iguazú Misiones –Argentina 7 al 11 de noviembre de 2016

Instituciones Organizadoras

Universidad Nacional de Luján (UNLu)

Facultad de Ciencia y Tecnología / Universidad Autónoma de Entre Ríos (FCyT/UADER)

Sociedad de Especialistas Latinoamericano en Percepción Remota y Sistemas de
Información Espacial (SELPER) -Capítulo Argentino

Apoyo Institucional

Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE)

Instituto Geográfico Nacional (IGN)

Créditos

© Editores: Walter F. Sione, Francisco M. Viva Mayer, Miriam E. Antes y M. Cristina Serafini

© De los textos y las imágenes, sus autores

© Universidad Nacional de Luján / Universidad Autónoma de Entre Ríos / SELPER Argentina

Los nombres de productos o corporaciones que aparecen en el texto pueden constituir marcas registradas y se emplean sin otro afán que el meramente identificativo.

Primera Edición

Archivo Digital: descarga y online

ISBN: 978-987-3941-14-6

SELPER 2016: Geotecnologías, Herramientas para la construcción de una nueva visión del cambio global y su transformación para un futuro sostenible: Libro de Actas de XVII Simposio Internacional en Percepción Remota y Sistemas de Información Geográfica; editado por Walter F. Sione [et al.]. - 1a ed. - Luján: EdUnLu, 2017. Libro digital, PDF



USO DE SENSORES REMOTOS PARA EL CONTROL DE CAMBIOS DURANTE LAS INUNDACIONES EN LA CUENCA MEDIA DEL RIO SALADO, PROVINCIA DE BUENOS AIRES, ARGENTINA

Pommarés, Nicole Nadín¹, Salinas de Salmuni, Nélide Graciela² y Fucks, Enrique Eduardo³

¹ Centro de Estudios Integrales de la Dinámica Exógena (CEIDE), Facultad de Ciencias Naturales y Museo (FCNyM-UNLP), Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)
nicole.pommares@gmail.com

² Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE), Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

³ Centro de Estudios Integrales de la Dinámica Exógena (CEIDE), Facultad de Ciencias Naturales y Museo (FCNyM-UNLP), Facultad de Ciencias Agrarias y Forestales (FCAyF-UNLP)

RESUMEN

La cuenca del río Salado está ubicada en la subregión de la Pampa Deprimida, estando ésta caracterizada por ser una planicie de muy escasa pendiente cuyo colector principal es el río Salado. En la parte media de esta cuenca se presenta un ambiente dominado por lagunas, tanto permanentes como temporarias, cuyas depresiones fueron, en su mayoría, labradas en el Pleistoceno durante un período seco relacionado con las glaciaciones.

En el presente trabajo se utilizaron imágenes Landsat 8 de las cuales se seleccionó una ventana del tramo comprendido entre las inmediaciones de General Belgrano y Roque Pérez. Debido a que se efectuó análisis de cambios, resultó esencial realizar una corrección atmosférica de cada imagen así como disponer de productos perfectamente georreferenciados. En primer lugar se realizaron tratamientos a las imágenes por separado y en segundo lugar se procedió al análisis multitemporal. Se aplicaron distintos procesamientos para monitorear los cambios en el contenido de humedad del suelo mediante el uso de imágenes satelitales adquiridas antes (4 de enero), durante (1 de septiembre) y después (4 de noviembre) de la inundación ocurrida en este sector en el año 2015.

Al procesar las 7 bandas por separado de cada imagen, se concluyó que la que mejor resalta la humedad es la banda del verde (0,519-0,601 μ m). Por otro lado, el Índice de Extracción Automática de Agua (AWEI) dio una mejor evaluación de la precisión en comparación con otros índices utilizados para este propósito.

En una segunda etapa y para detectar los cambios se aplicó el Análisis de Componentes Principales (ACP) a la imagen multitemporal conformada por los AWEI de las tres fechas seleccionadas. De esta manera, se pudieron observar los cambios claramente y estimar las superficies inundadas.

La metodología empleada resulta ser una herramienta eficaz y ágil para evaluar superficies inundadas en estas extensas áreas de escasa pendiente, en general menor al 0,3% y con sistema de drenaje pobremente desarrollado, lo cual genera graves problemas de inundaciones durante momentos de excesos hídricos como así también sequías prolongadas en momentos de déficit.

PALABRAS CLAVE: CONTROL DE CAMBIOS, INUNDACIONES, ÍNDICES DE AGUA, ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES, ANÁLISIS MULTITEMPORAL.

ABSTRACT

The Salado river basin is located in the Depressed Pampa subregion, which is characterized as a plain of very low slope whose main collector is the Salado River. The middle basin exhibits an environment dominated by lagoons, both permanent and temporary, whose depressions were mostly developed in the Pleistocene during a dry period related to glaciations.

For this paper, it was selected a window between the vicinity of General Belgrano and Roque Pérez from Landsat 8 images. Because analysis of changes has been made, it was essential to implement an atmospheric correction of each image and having perfectly georeferenced products. First of all, treatments were made separately to each image and secondly multitemporal analysis was performed. Various processings to monitor changes in the soil moisture content were applied by using satellite images acquired before (January 4), during (September 1) and after (November 4) flood occurred by 2015 in this sector.

When processing all 7 bands of each image separately, it was concluded that which best highlights the humidity is green band (0.519 to 0.601 microns). On the other hand, the Automated Water Extraction Index (AWEI) gave a better evaluation of accuracy compared to other indexes used for this purpose.

In a second step, Principal Component Analysis (PCA) to the multitemporal image composed of the AWEI of the three selected dates was applied to detect changes. Thus, changes could be observed clearly and the flooded areas were able to be estimated.

This methodology proves to be an effective and flexible tool to evaluate flooded areas in these vast areas of low slope, generally less than 0.3%, with poorly developed drainage system which creates serious problems of flooding during water excess as well as prolonged droughts in times of water deficit.

KEYWORDS: CHANGES CONTROL, FLOOD, WATER INDEX, PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS, MULTI-TEMPORAL ANALYSIS.

INTRODUCCIÓN

La cuenca del río Salado de la provincia de Buenos Aires se ubica mayoritariamente en la subregión de la Pampa Deprimida, parte de la Región Pampeana, encontrándose entre los 34° y 37° de latitud Sur y los 57° y 62° de longitud Oeste. La superficie de la cuenca ocupa 88267,01 km² (Subsecretaría de Recursos Hídricos, 2002). Esta zona se caracteriza por ser una planicie de muy escasa pendiente cuyo colector principal es el río Salado. Este curso es uno de los más

grandes en la provincia de Buenos Aires; desemboca al estuario del Río de la Plata en la Bahía de Samborombón, luego de recorrer unos 650 km desde sus nacientes situadas al sudeste de la provincia de Santa Fe y Córdoba, a una altura de 75 m aproximadamente (Subsecretaría de Recursos Hídricos, 2006).

En la parte media de esta cuenca se presenta un ambiente dominado por lagunas, tanto permanentes como temporarias, cuyas depresiones fueron, en su mayoría, labradas en el Pleistoceno Tardío durante episodios áridos (Fucks et al., 2012). Actualmente, el clima en el área es Húmedo (Bianchi y Cravero, 2012) con precipitaciones medias anuales de 800-1200 mm, siendo de 100-200 mm en invierno y 250-350 en verano. La temperatura media anual varía entre los 14 y 16 °C, teniendo en invierno una media de 8-10°C y en verano 20-24°C (CRC-SAS, 2014). La cuenca se caracteriza por presentar en forma periódica y frecuente prolongadas inundaciones, situación que se vio agravada en las últimas tres décadas cuando se inició un período más húmedo y un aumento en la frecuencia de los eventos que afectan en forma generalizada la región del Salado con las consecuentes pérdidas de gran magnitud en la producción del sector agropecuario y la infraestructura vial y urbana (Subsecretaría de Recursos Hídricos, 2006).

Durante el año 2015 se produjo una importante inundación que dejó miles de hectáreas bajo agua; las localidades más afectadas fueron Dolores, General Belgrano, Pila y Roque Pérez. Observando los datos proporcionados por el SMN de la Fig. 1 pueden distinguirse dos picos de precipitaciones; el primero en Octubre-Noviembre de 2014 y el segundo en Abril-Mayo de 2015. Además de la cantidad de milímetros llovidos, es importante resaltar la frecuencia de las lluvias, ya que esto influye directamente en el balance hídrico.

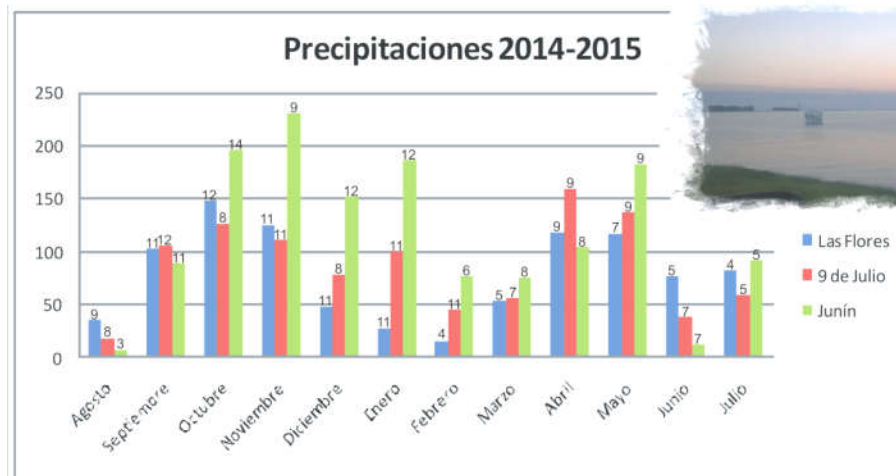


Fig. 1.- Gráfico de barras donde se muestran las precipitaciones (milímetros mensuales) entre Agosto de 2014 y Julio de 2015 de 3 estaciones del SMN (Las Flores, 9 de Julio y Junín). Los valores sobre cada barra son las frecuencias de días con lluvia (SMN, 2015). La foto en la parte superior derecha muestra la inundación en el mes de agosto de 2015 en las cercanías del puente de la Ruta 3 (Foto: Gabriela D'Amico)

En el sector rural los perjuicios son múltiples, dado que la provincia de Buenos Aires se constituye como una provincia marcadamente agrícola/ganadera. La Pampa Deprimida es una de las regiones del mundo más aptas para el desarrollo de agricultura y ganadería. La actividad económica de la Zona Deprimida del Salado está basada en la cría extensiva de ganado vacuno y

en otras explotaciones de carácter industrial vinculadas a la industria agroalimenticia, en particular a la elaboración de productos lácteos (Subsecretaría de Recursos Hídricos, 2006).

El uso de imágenes de satélite tiene un impacto directo en la gestión del agua potable, los recursos hidroeléctricos, la defensa civil y otras actividades económicas especialmente en la agricultura (Salinas de Salmuni et al., 2008)

El monitoreo de cambios mediante sensores remotos ha sido utilizado ampliamente en diferentes aplicaciones (cambio de uso y cobertura de suelos, desastres naturales, expansión urbana, hidrología y otros). En varias disciplinas científicas tales como la estimación de reservorios de agua presentes y futuros, modelos climáticos, aptitud agrícola, dinámica fluvial, inventarios de humedales, análisis de cuencas, estudio y gestión de agua superficial, mapeo de inundaciones y monitoreo ambiental es crítico contar con información segura sobre la distribución espacial del agua superficial. Las imágenes satelitales a distintas resoluciones espaciales, espectrales y temporales proveen gran cantidad de información y se han vuelto la fuente primaria, y utilizadas ampliamente para detectar y estimar agua superficial y sus cambios en las últimas décadas (Rokni et al., 2014).

En los últimos años, se han introducido muchas técnicas de procesamiento de imágenes para la diferenciación de cuerpos de agua con datos satelitales. Los métodos de banda única utilizan un valor de umbral para diferenciar el agua, sin embargo, son comunes los errores debidos a mezcla de píxeles de agua con otros de distintas coberturas. Para separar la superficie de agua, las técnicas de clasificación son más apropiadas comparadas con las anteriores. Los métodos de multibanda combinan diferentes bandas reflectivas en índices para mejorar los resultados. La detección de cambios de la superficie de agua se hace separando individualmente los cuerpos de agua de cada imagen previamente, y luego se realizan las comparaciones para detectar los cambios (Rokni et al., 2014).

Rokni et al. (2014) evaluaron 6 índices: Normalized Difference Water Index (NDWI), Normalized Difference Moisture Index (NDMI), Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), Water Ratio Index (WRI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) y Automated Water Extraction Index (AWEI) para la detección de la superficie del lago Urmia (Irán), la cual sufrió una importante disminución entre los años 2000 y 2013. El NDMI (Wilson y Sader, 2002) fue desarrollado para diferenciar el agua líquida en la vegetación, el NDVI (Rouse et al., 1973) para separar vegetación verde de otras superficies. Los cuerpos de agua se ven realizados usando el NDWI (Mc Feeters, 1996) aunque a veces se mezclan con zonas urbanas, pudiendo sobreestimar el área de agua. El MNDWI (Xu, 2006) fue desarrollado para solventar esta deficiencia del NDWI en áreas urbanas. El AWEI (Feyisa et al., 2014) fue formulado para eliminar las superficies construidas también en zonas urbanas.

Dadas las obvias limitaciones de realizar el reconocimiento de campo de cada uno de los píxeles para realizar una validación, se utilizan diversas técnicas estadísticas. Uno de los métodos más usados para estimar la precisión de la clasificación, es a través del análisis de la matriz de error o matriz de confusión. Ésta es un arreglo cuadrado de números dispuestos en filas y columnas que expresan el número de muestras (o áreas) asignadas a una categoría particular relativa a una categoría verificada en el campo (o en una imagen de referencia). La matriz de error describe la precisión total y las precisiones individuales de cada categoría y es un medio muy efectivo para evaluar la precisión de un mapa (Congalton, 1999). La precisión total es la suma de



la diagonal mayor de la matriz (las muestras correctamente clasificadas) dividida por el número total de las muestras de referencia. La precisión del productor es el número de muestras correctamente clasificadas en una categoría dividido por número total de las muestras de referencia. La precisión del usuario es el número de muestras correctamente clasificadas en una categoría dividido por número total de las muestras clasificadas en esa categoría. La precisión total de clasificación se suele aceptar en general con un valor de 85% como límite entre una clasificación aceptable o inaceptable (Congalton, 1999). Sin embargo, la precisión total puede no ser suficiente para evaluar los resultados y es necesario calcular otras medidas de la exactitud como son las precisiones del productor y del usuario que representan categorías individuales de precisión que se calculan de acuerdo a lo indicado más arriba. (Salinas, 2009)

Para realizar un control de cambios, Chuvieco (1998) señala la importancia de realizar una serie de tratamientos sobre las imágenes de cara a garantizar su comparabilidad, tanto radiométrica como geométrica. El ajuste geométrico entre imágenes resulta crucial en estudios multitemporales, ya que la comparación entre ellas se realiza pixel a pixel, y es imprescindible que se esté refiriendo exactamente a la misma parcela del terreno en todos los casos. La homogenización radiométrica también resulta crítica para comparar imágenes entre sí, puesto que los niveles digitales que definen una determinada imagen se refieren a unas condiciones específicas de adquisición (sensor, fecha, iluminación, etc.) pero no son extrapolables a otras.

Rokni et al. (2014) utilizaron una combinación de NDWI-ACP para detectar los cambios entre distintos años. Habitualmente, el análisis de componentes principales (ACP) se emplea para sintetizar información en un conjunto de variables, eliminando la redundante.

Cuando se emplea el ACP como técnica de detección de cambios, los primeros componentes no son los más interesantes, ya que recogen la información común a las fechas que se estén analizando; esto es, la estable. Por su parte, los componentes inferiores ofrecen la información no común: el cambio, que es precisamente lo que más interesa en este contexto (Chuvieco, 1998).

Una metodología similar a la de Rokni, et al. (2014) pero utilizando el NDMI fue sugerida anteriormente por Phua et al. (2012) para la detección simultánea de áreas incendiadas en los trópicos. Otra forma de detectar los cambios es haciendo diferencia o cociente entre imágenes. Se trata de comparar aritméticamente bandas procedentes de dos fechas que sean equiparables radiométricamente. Las zonas estables presentarán un valor cercano a cero, si se trata de una resta, y a 1 si se trata de un cociente, mientras las que hayan experimentado cambios ofrecerán valores significativamente distintos a esas cifras, marcándose además la dirección del cambio, positivos o negativos, mayores o menores a 1. (Chuvieco, 1998)

Todos estos métodos facilitan imágenes "continuas" del cambio (escala gradual). Si se pretende generar una imagen binaria (cambio/estable), es preciso señalar un umbral que delimite ambas categorías en las imágenes resultantes de las técnicas anteriores. La combinación de índices con el ACP tiene ventajas sobre otros ya que detecta los cambios en las superficies de agua de dos o tres fechas simultáneamente aplicando un único umbral y así evitando excesivo trabajo en su determinación ya que no existen criterios de aplicación general para éstos. (Rokni et al., 2014 y Chuvieco, 1998).

MATERIAL Y MÉTODOS

Área de estudio

Si bien a lo largo de la historia diferentes sectores de la depresión del Salado sufrieron inundaciones, el área de estudio fue definida mediante la observación y consulta de las zonas más afectadas durante la inundación ocurrida en la cuenca del río Salado en el año 2015 así como también de la disponibilidad de imágenes de buena calidad. Se optó por la zona comprendida entre las inmediaciones de las ciudades de Roque Pérez (NW) y General Belgrano (SE) ubicándose, a mitad de camino entre las mismas, la laguna de Las Flores (Grande y Chica) (Fig. 2).

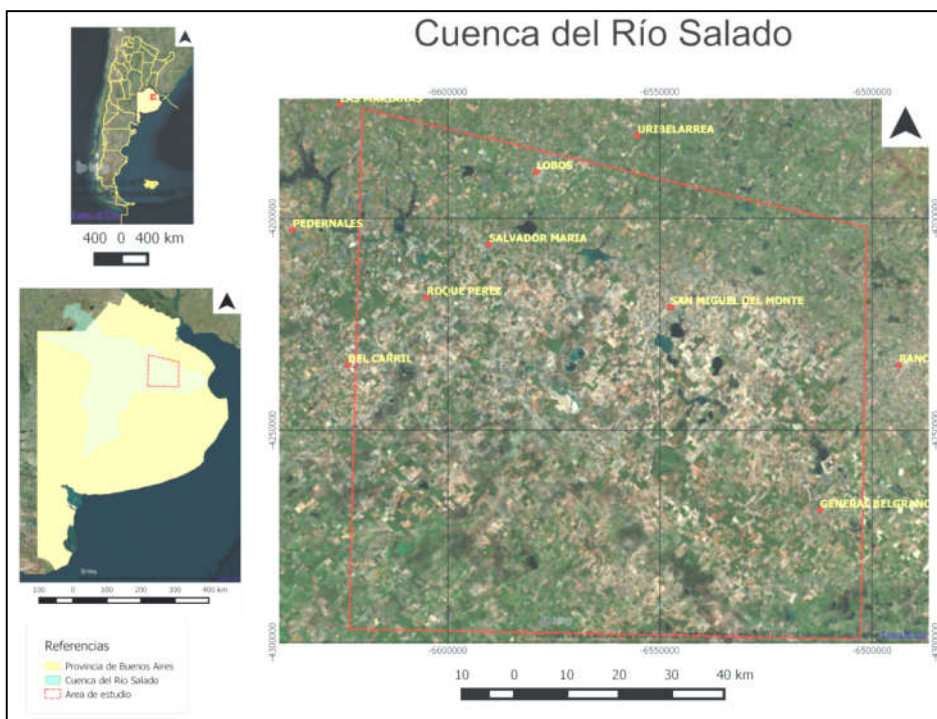


Fig. 2.- Mapas de ubicación del área de estudio. Capas "shape" de Subsecretaría de Recursos Hídricos, 2014. Mapa base Bing Aerial de OpenLayers plugin (QGIS 2.2).

Materiales

Se utilizaron 3 imágenes Landsat 8 de 30 metros de resolución espacial y 8 bandas (sensor multiespectral) provistas por la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE). El Path/Row de las mismas es 225/085 y fueron adquiridas el 4 de enero, 1 de septiembre y 4 de noviembre, con fechas correspondientes a antes, durante y después de la inundación, respectivamente. Por otro lado, para la validación se utilizó una imagen SPOT 7 de 6 metros de resolución espacial y 4 bandas (sensor multiespectral) proporcionada por la CONAE y adquirida el 1 de septiembre de 2015, de igual fecha que la inundación. (Tabla 1)



Tabla 1.- Detalle de las imágenes utilizadas

| Satélite | Sensor | Ubicación de escena | Fecha | Año | Resolución (m) | Bandas (μm) |
|-----------|--------|---------------------|-----------------|------|----------------|---|
| SPOT-7 | SPOT-7 | W059S36 | 1 de septiembre | 2015 | 6 | Azul: 0,45 - 0,52 μm (B3) Verde: 0,53 - 0,59 μm (B2) Rojo: 0,625 - 0,695 μm (B1) Infrarrojo cercano: 0,76 - 0,89 μm (B4) |
| Landsat-8 | OLI | 225-085 | 4 de Enero | 2015 | 30 | B1: 0,435-0,451 |
| | | | 1 de septiembre | | | B2: 0,452-0,512 |
| | | | 4 de noviembre | | | B3: 0,533-0,590 B4: 0,636-0,673 B5: 0,851-0,879 B6: 1,566-1,651 B7: 2,107-2,294 B9: 1,363-1,384 |

Pre-procesamiento

Para el pre-procesamiento de las imágenes se realizaron las correcciones radiométrica y atmosférica obteniéndose los valores de reflectancia en superficie correspondientes. Se realizó una verificación de la coincidencia entre las imágenes georreferenciadas y ortorectificadas, indispensable para análisis de cambios.

Detección de agua

En primer lugar se analizaron las bandas de cada imagen por separado para determinar cuál separa mejor el agua. Por otro lado, se calcularon diferentes índices, mediante la aplicación de álgebra de bandas, para la obtención de las superficies inundadas. La Tabla 2 muestra los índices, su fórmula, los valores que adquiere el agua y la referencia bibliográfica. A fin de determinar cuál sería el más apropiado para la zona de estudio, éstos índices luego fueron categorizados en tres coberturas: anegado (rojo), húmedo (verde) y seco (amarillo) utilizando los umbrales más apropiados para cada caso.

Tabla 2.- Índices utilizados para la separación de cuerpos de agua. (Modificado de Rokni, et al. 2014). Para Landsat 8: Green = Banda 3; Red = Banda 4; NIR = Banda 5; MIR = Banda 6; SWIR = Banda 7.

| Índice | Ecuación | Respuesta del agua | Referencia |
|--------|--|--------------------|----------------------|
| NDMI | $(\text{NIR}-\text{MIR})/(\text{NIR}+\text{MIR})$ | Valor positivo | Wilson y Sader, 2002 |
| WRI | $(\text{Green}+\text{Red})/(\text{NIR}+\text{MIR})$ | Valor mayor a 1 | Shen y Li, 2010 |
| NDWI | $(\text{Green}-\text{NIR})/(\text{Green}+\text{NIR})$ | Valor positivo | McFeeters, 1996 |
| NDVI | $(\text{NIR}-\text{Red})/(\text{NIR}+\text{Red})$ | Valor negativo | Rouse, et al., 1973 |
| MNDWI | $(\text{Green}-\text{MIR})/(\text{Green}+\text{MIR})$ | Valor positivo | Xu, 2006 |
| AWEI | $4*(\text{Green}-\text{MIR})-(0,25*\text{NIR}+2,75*\text{SWIR})$ | Valor positivo | Feyisa et al., 2014 |

Validación

Para conocer cuál de los índices representaba mejor las diferentes coberturas se realizó un proceso de validación utilizando como imagen de referencia una clasificación no supervisada de la imagen multispectral SPOT 7 (de igual fecha a la inundación). Se aplicó el algoritmo ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique) obteniéndose inicialmente 20 clases de cobertura, que se reagruparon en 3: Anegado, Húmedo y Seco (al igual que en las imágenes de trabajo). Esta clasificación también se utilizó para seleccionar los umbrales. Para facilitar la validación de las imágenes que contienen los índices, la imagen clasificada de referencia (SPOT 7) fue vectorizada, previa aplicación de un filtro de paso bajo (Majority de 3x3) para simplificar los polígonos (Fig.3). Para lograr comparar los resultados de los índices con la imagen de referencia se optó por confeccionar matrices de confusión a partir de las capas vectoriales creadas: índices y referencia. Para esto se debieron unir cada capa de índice con la de referencia y así obtener las matrices de confusión para cada caso utilizando la herramienta "GroupStats" de QGIS. Se seleccionó el índice más adecuado estimando distintos parámetros estadísticos como la precisión total, del usuario y del productor. Por otro lado, se observó la proporción de coincidencias y confusiones entre los índices y la imagen de referencia, teniendo en cuenta principalmente las coincidencias en las áreas anegadas y las confusiones entre anegado y seco y viceversa.

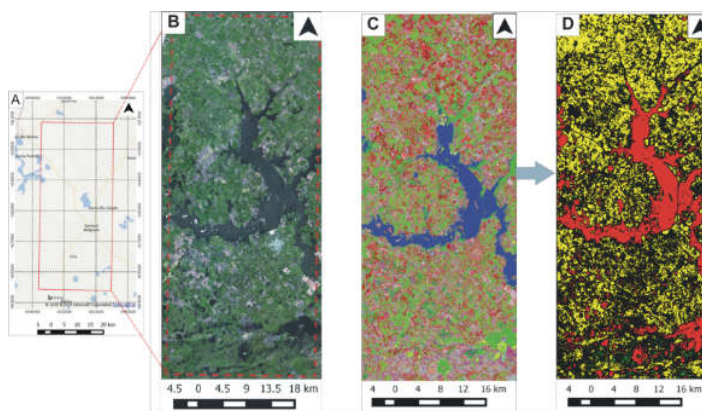


Fig. 3.- Imagen de validación. A) Ubicación de la ventana de la imagen SPOT 7 utilizada para la validación del procesamiento. B) Ventana de imagen SPOT en color real (320). C) Clasificación ISODATA en 20 clases. D) Reagrupamiento de las 20 clases en 3: Anegado (rojo), Húmedo (verde) y Seco (Amarillo), aplicación de filtro de paso bajo (Majority 3x3) y posterior vectorización de la imagen. Imagen satelital provista por la CONAE

Análisis multitemporal

Una vez elegido el mejor índice se procedió al análisis multitemporal de las imágenes con la imagen multitemporal conformada por los índices de las tres fechas. Inicialmente se aplicó Análisis de Componentes Principales agrupando dos fechas: la anterior y la de la inundación. Por otro lado se calculó la diferencia entre las fechas de la inundación y la posterior. En ambos casos se aplicaron umbrales para categorizar la imagen. Por último, se estimaron las superficies de cambio.

RESULTADOS

Detección de agua

En primer lugar, se analizaron las bandas por separado y, mediante un análisis visual y de los perfiles espectrales (Fig. 4) se concluyó que la que mejor separa el agua es la del verde (0,519-0,601 μm), banda 3 de Landsat 8. En el perfil espectral se observa que los mayores valores de reflectancia están en el verde. Sin embargo, éstos son muy bajos (0,025) y, en algunos casos, se confunde con cultivos.

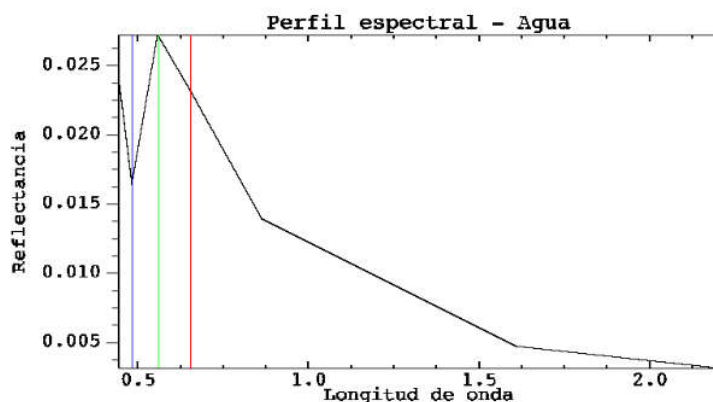


Fig. 4.- Perfil espectral del agua obtenido de la imagen Landsat 8. Nótese que la mayor reflectancia se presenta en el rango de longitud de onda del verde.

SELECCIÓN DEL MEJOR ÍNDICE

Para la validación, tanto las imágenes que contienen los índices (L8) como la de referencia (SPOT 7) se clasificaron en las mismas categorías: Anegado, Húmedo y Seco. Para facilitar el cálculo de las matrices de confusión, se aplicaron filtros de paso bajo (Majority de 3x3) y se vectorizaron las imágenes.

Los resultados de comparar los índices con la imagen de referencia se pueden ver en la Tabla 3.

Tabla 3.- Matrices de confusión entre las respuestas de cada índice (en orden, WRI, NDWI, NDVI, NDMI, MNDWI y AWEI) y la imagen de referencia. Los valores de área están dados en hectáreas. PP%: Precisión del productor o Producer Accuracy; PU%: Precisión del usuario o User Accuracy y PT%: Precisión Total uOverall Classification Accuracy. En verde se destacan los valores más favorables y en rojo los menos favorables de cada uno.

| REF/WRI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU% |
|---------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 23915,56 | 87,34 | 65,99 | 24068,90 | 99,36% |
| Húmedo | 12658,29 | 3260,22 | 9154,06 | 25072,57 | 13,00% |
| Seco | 7874,28 | 26236,33 | 100922,86 | 135033,47 | 74,74% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP% | 53,81% | 11,02% | 91,63% | | |
| PT% | 69,55% | | | | |

Actas XVII Simposio Internacional SELPER 2016

Eds.: Sione, W. F.; Viva Mayer, F. M.; Antes, M. E. y Serafini, M.C.

| REF/NDWI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU% |
|----------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 26603,25 | 639,57 | 3472,52 | 30715,34 | 86,61% |
| Húmedo | 10718,36 | 6885,61 | 17645,61 | 35249,59 | 19,53% |
| Seco | 7126,52 | 22058,70 | 89024,78 | 118210,01 | 75,31% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP% | 59,85% | 23,27% | 80,83% | | |
| PT% | 66,52% | | | | |

| REF/NDVI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU% |
|----------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 22376,97 | 59,16 | 100,24 | 22536,36 | 99,29% |
| Húmedo | 2413,06 | 1131,20 | 7217,82 | 10762,08 | 10,51% |
| Seco | 19658,11 | 28393,53 | 102824,85 | 150876,49 | 68,15% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP% | 50,34% | 3,82% | 93,36% | | |
| PT% | 68,59% | | | | |

| REF/NDMI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU% |
|----------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 32255,96 | 6269,93 | 27810,41 | 66336,31 | 48,62% |
| Húmedo | 2400,96 | 2787,10 | 24390,48 | 29578,53 | 9,42% |
| Seco | 9791,22 | 20526,86 | 57942,02 | 88260,10 | 65,65% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP% | 72,57% | 9,42% | 52,61% | | |
| PT% | 50,49% | | | | |

| REF/MNDWI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU% |
|-----------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 34406,21 | 3881,19 | 1307,17 | 39594,57 | 86,90% |
| Húmedo | 2928,63 | 3784,27 | 9839,51 | 16552,41 | 22,86% |
| Seco | 7113,29 | 21918,43 | 98996,23 | 128027,96 | 77,32% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP% | 77,41% | 12,79% | 89,88% | | |
| PT% | 74,49% | | | | |

| REF/AWEI | Anegado | Húmedo | Seco | Total | PU % |
|----------|----------|----------|-----------|-----------|--------|
| Anegado | 37684,24 | 5785,12 | 2059,33 | 45528,69 | 82,77% |
| Húmedo | 2504,93 | 4861,18 | 10979,40 | 18345,51 | 26,50% |
| Seco | 4258,96 | 18937,60 | 97104,18 | 120300,74 | 80,72% |
| Total | 44448,13 | 29583,89 | 110142,91 | 184174,94 | |
| PP % | 84,78% | 16,43% | 88,16% | | |
| PT% | 75,82% | | | | |

De la Tabla 3 puede extraerse que el área de referencia tiene 184.174,94 hectáreas, de las cuales 44.448,13 están anegadas, 29.583,89 están húmedas y 110.142,91 están secas.

Si bien ninguno de los índices brinda una precisión total mayor al 85%, la considerada "aceptable" por Congalton (1999), debemos tener en cuenta que estos bajos valores son muy influenciados por las confusiones en la clase *húmedo*. Éstas se presentan por la dificultad de utilizar umbrales adecuados en límites tan arbitrarios como "*anegado-húmedo*" y "*húmedo-seco*" y no por una baja capacidad de distinción de los índices. Incluso, si elimináramos esa clase, los valores de precisión total serían los indicados en la Tabla 4, siendo el mejor (y mayor al 85%) el del AWEI y el menor el NDMI.

Tabla 4.- Valores de precisión total desestimando la clase "Húmedo"

| Índice | WRI | NDWI | NDVI | NDMI | MNDWI | AWEI |
|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Precisión Total % | 80.75 | 74.80 | 80.99 | 58.35 | 86.29 | 87.19 |

Sin embargo, la precisión total no es suficiente para evaluar los resultados. La precisión del usuario toma un valor máximo para las clases *húmedo* (26.5%) y *seco* (80.72%) usando el AWEI y



para la clase *anegado* (99.36%) en el WRI; mientras que los valores mínimos los da en todos los casos el NDMI. Por otro lado, la precisión del productor toma valores máximos en el AWEI para la clase *anegado* (84.78%), NDWI para *húmedo* (23.27%) y NDVI para *seco* (93.36%), aunque este último da los valores más bajos para *anegado* (50.34%) y *húmedo* (3.82%). Finalmente la precisión del productor más baja para la clase *seco* (52.61%) la da el NDMI.

A partir de estas observaciones, se puede concluir que el mejor índice para alcanzar nuestro objetivo es el AWEI.

- La precisión total de éste es de 75.82%, es decir, que el 75.82% del área total fue clasificada en las mismas categorías que la referencia.
- Para la clase *anegado*, la precisión del productor fue del 84.78%, sin embargo, el cálculo de la precisión del usuario da un valor del 82.77%. Esto significa que, aunque un 84.78% del área *anegada* fue correctamente identificada, sólo el 82.77% del área así identificada por el índice es realmente clase *anegada* en la referencia, un 2.01% pertenece a las otras clases.
- Para la clase *húmedo*, la precisión del productor fue del 16.43%, sin embargo, el cálculo de la precisión del usuario da un valor del 26.5%. Esto significa que el 26.5% de los píxeles que fueron clasificados como *húmedo* por el índice pertenecen efectivamente a esa clase en la referencia pero que sólo un 16.43% del total en la referencia fueron identificados.
- Para la clase *seco*, la precisión del productor fue del 88.16% y la precisión del usuario del 80.72%. Esto significa que, aunque un 88.16% del área *seca* fue correctamente identificada, sólo el 80.72% del área así identificada por el índice es realmente clase *seca* en la referencia, un 7.44% pertenece a las otras clases.

Detección de cambios

Una vez elegido el mejor índice (AWEI) se procedió al análisis multitemporal de las imágenes, utilizando:

- 2 fechas: antes (enero) y durante (septiembre) la inundación, aumento de cobertura anegada.
- 2 fechas: durante (septiembre) y después (noviembre) de la inundación, disminución de cobertura anegada.

En el primer caso se aplicó un Análisis de Componentes Principales agrupando enero y septiembre, se eligió el segundo principal componente (Fig. 5.A) por ser el que representaba mejor los cambios. A este componente se le aplicó un umbral de 0,3 a fin de categorizar la imagen en: anegado (rojo) y seco (gris) (Fig. 5.B). De esta manera fue posible estimar que la superficie inundada fue de aproximadamente 209.126 Has, desestimando los cuerpos y cursos de agua permanentes.

Por otro lado se calculó la diferencia entre los AWEI de noviembre y septiembre, obteniéndose una imagen de los cambios ocurridos entre dichas fechas (Fig.6. A). A partir de la

aplicación de un umbral de 0,8 se pudieron observar las zonas que se secaron posteriormente a la inundación: 134.627 Has (Fig. 6. B). Si las comparamos con las 209.126 Has. (inundadas), sólo quedan 74.499 Has anegadas, o sea un 35,6% del total.

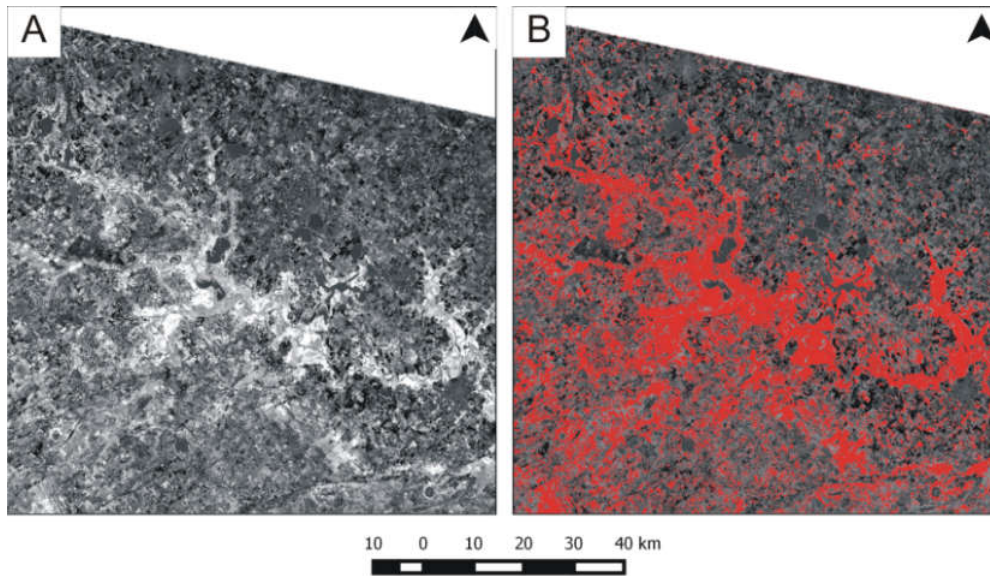


Fig. 5.- A) Segundo componente del ACP entre las imágenes de índice AWEI de enero y septiembre. B) Imagen obtenida a partir de la aplicación de un umbral de 0,3 sobre A) donde se puede ver el área inundada. Imagen satelital provista por la CONAE

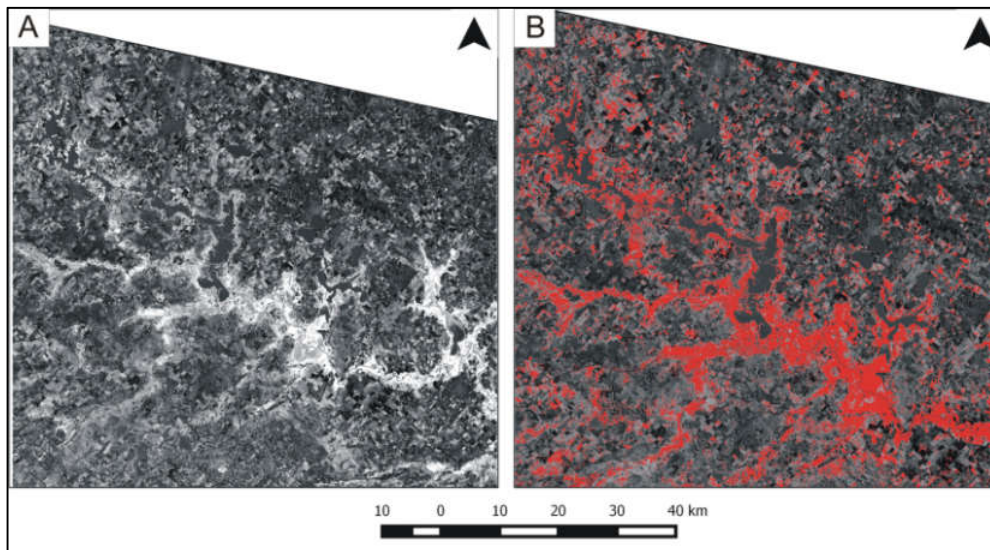


Fig.6.- A) Diferencia entre los AWEI de septiembre y noviembre. B) Imagen obtenida a partir de la aplicación de un umbral de 0,8 sobre A) donde se puede ver el área que se secó luego de la inundación. Imagen satelital provista por la CONAE

Nótese que al utilizar estas metodologías no es necesario calcular los umbrales para cada imagen sino que se calculan solo para la imagen de cambio, es decir, la segunda componente del ACP del AWEI o la diferencia entre índices.



CONCLUSIONES

Este estudio permitió desarrollar y evaluar una metodología eficaz y ágil para determinar los cambios de superficies inundadas en estas extensas áreas de escasa pendiente con sistema de drenaje pobremente desarrollado.

Se comprobó que el AWEI es el índice que mejor separa las superficies de agua en este sector particular y que, combinado con técnicas de detección de cambios tales como el ACP y la diferencia entre imágenes, es posible estimar los cambios ocurridos entre las tres fechas analizadas.

Los resultados muestran que el área inundada alcanzó las 209.126 Has en septiembre de 2015 y que para noviembre del mismo año este área se redujo a 74.499 Has, sólo un 35,6% del anterior.

La Fig.1 y las imágenes de las Figs. 5 y 6 muestran que a pesar que el primer pico de precipitaciones fue más alto que el segundo, no produjo inundaciones. Esto puede deberse a la saturación del suelo, por lo que éste no logró tener una buena capacidad de infiltración cuando se produjo el segundo pico. Además se deben tener en cuenta los milímetros precipitados y la frecuencia de la lluvia, dado que 150 milímetros mensuales, divididos en 5 milímetros por día todos los días, no producen el mismo efecto que 150 milímetros en menos de una semana.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la CONAE por la provisión de imágenes satelitales, al SMN por los datos meteorológicos aportados y a la Lic. Gabriela D'Amico por la fotografía.

BIBLIOGRAFÍA

- Bianchi, A.; Cravero, S.. 2012. "Atlas climático digital de la República Argentina". Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). ISBN/ISSN 978-987-1623-95-2. <http://inta.gob.ar/documentos/atlas-climatico-digital-de-la-republica-argentina>
- Chuvieco, E. 1996. Fundamentos de Teledetección Espacial. Madrid, Rialp.
- Chuvieco, E.. 1998. "El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios". Revista de Teledetección. Volume 10. Pages 39-48. ISSN 1133-0953. <http://www.aet.org.es/?q=revista10-4>
- Congalton, R.G.; Green, K. 1999."Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practice". Mapping Sciences Series. New York: CRC Press Inc. 68p
- CRC-SAS - Centro Regional del Clima para el Sur de América del Sur. 2014. <http://crc-sas.smn.gov.ar/es/institucional.php>
- Feyisa, G.L.; Meilby, H.; Fensholt, R.; Proud, S.R. 2014. "Automated water extraction index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery". Remote Sensing of Environment. 140, 23–35.
- Fucks, E.; Pisano, F.; Carbonari, J. y Huarte, R. 2012. "Aspectos geomorfológicos del sector medio e inferior de la pampa deprimida, provincia de Buenos Aires". Revista de la Sociedad Geológica de España, 25(1-2), pp.107-118.

- McFeeters, S.K. 1996. "The used of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*. 17, 1425-1432.
- Phua, M.H.; Tsuyuki, S.; Soo Lee, J.; Ghani, M.A.A. 2012. "Simultaneous detection of burned areas of multiple fires in the tropics using multisensor remote-sensing data" *International Journal of Remote Sensing*, 33, 4312-4333.
- Rokni, K.; Ahmad, A.; Selamat, A.; Hazini.S.. 2014. "Water Feature Extraction and Change Detection Using Multitemporal Landsat Imagery". *Remote Sensing*. Volume 6. Pages 4173-4189. ISSN 2072-4292. <http://www.mdpi.com/journal/remotesensing>.doi: 10.3390/rs6054173
- Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. 1973. "Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite)". *Proceedings of Third Earth Resources Technology Satellite Symposium, Greenbelt, ON, Canada; Volume SP-351*, pp. 309–317.
- Salinas de Salmuni, G., Velasco, I., Fresina, M. and Flores, A.2008, "Irrigated area determination: A case study in the Province of San Juan (Argentina). *GeoJournal*, editorial Springer, Volume 70/ Number 4, pag.273-279, ISSN-0343-2521.
- Salinas, N. G. 2009. "Detección de cambios en el uso y cobertura del suelo de las zonas bajo riego en ambientes áridos, mediante el uso de tecnologías avanzadas de percepción remota, en el centro-este del Valle de Tulum". Tesis de Doctorado en Geografía, Facultad de Filosofía y Letras, Universidad Nacional de Cuyo.
- SMN (Servicio Meteorológico Nacional). 2015. Información meteorológica solicitada por los autores y entregada en CD-ROM por el SMN.
- Shen, L.; Li, C. 2010. "Water Body Extraction from Landsat ETM+ Imagery Using Adaboost Algorithm". *Proceedings of 18th International Conference on Geoinformatics, Beijing, China*; pp. 1–4.
- Subsecretaría de Recursos Hídricos. 2002. "Atlas Digital de los Recursos Hídricos Superficiales". Ministerio de Planificación Federal, Inversión Pública y Servicios. http://pagar00.minplan.gov.ar/atlas2002_web/
- Subsecretaría de Recursos Hídricos. 2006. "Cuenca del Río Salado de Buenos Aires: Cuenca N° 48" Sistema Nacional de Información Hídrica, Ministerio del Interior, Obras Públicas y Vivienda. http://www.mininterior.gov.ar/obras-publicas/pdf/48_nueva.pdf
- Subsecretaría de Recursos Hídricos. 2014. "Publicaciones Hidrometeorológicas 2013". Red Hidrológica Nacional. ISBN 978-987-25894-6-2. <http://www.mininterior.gov.ar/obras-publicas/hidro-publicaciones.php>
- Wilson, E.H.; Sader, S.A. 2002. "Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery". *Remote Sensing of Environment*, 80, 385–396.
- 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, 3025-3033.