

CARTOGRAFÍA DE COBERTURAS DEL SUELO MEDIANTE SENSORES REMOTOS, DE LA CIUDAD DE RESISTENCIA, ARGENTINA (2013)

MAPPING OFLAND COVERAGES THROUGH REMOTE SENSING, IN RESISTENCIA CITY, ARGENTINA (2013)

Prof. Da Silva, Cristian Javier cristianunne@gmail.com

Lic. Insaurralde, Juan Ariel jainsaurralde@hum.unne.edu.ar

Dr. Cardozo, Osvaldo Daniel odcardozo@hum.unne.edu.ar

Laboratorio de Tecnología de la Información Geográfica (LabTIG) UNNE – CONICET.

RESUMEN

Los Sensores Remotos se han convertido en los últimos tiempos en una herramienta importante para la planificación territorial, debido a la originalidad metodológica con la cual operan y el amplio espectro de observación de la superficie terrestre. El número de algoritmos disponibles en la literatura científica, permiten tratar individualmente muchas de las coberturas terrestres y caracterizarlas en base a su comportamiento espectral.

En el presente trabajo se han aplicado dos métodos de clasificación de imágenes: árboles de decisión o reglas y clasificación no supervisada. También se han calculado índices de vegetación y de agua (NDVI y MNDWI), para identificar las coberturas y generar cartografía temática que sirva como base para posteriores estudios. Además, se ha elaborado la matriz de confusión con el fin de determinar la validez de la clasificación obtenida.

Como resultado, se han obtenidos coberturas de vegetación, urbano, cursos y cuerpos de agua, clasificados a partir de técnicas oportunamente mencionadas, que brindan una fiabilidad global del orden del 61%, y si se consideran de manera individual (urbano y cuerpos y cursos de agua), las mismas alcanzan una precisión superior al 70%.

PALABRAS CLAVES

Sensores Remotos; MNDWI; NDVI; Clasificación No Supervisada; Árbol de Decisión;

SUMMARY

Remote Sensing has become in recent years an important tool for land use planning, due to the methodological originality with which it operates and the wide view of the Earth surface. The range of image processing algorithms available today in scientific literature allows that many coverages can be treated individually and can be characterized by their spectral behavior.

In this paper we have applied different image classification methods such as decision tree or rules, unsupervised classification, have also been calculated Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

1



Revista Geográfica Digital. IGUNNE. Facultad de Humanidades. UNNE. Año 11. Nº 21. Enero - Junio 2014. ISSN 1668-5180 Resistencia, Chaco

and Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) to identify coverages and generate thematic mapper, as the basis for further studies. Furthermore, has been applied the confusion matrix in order to determine validity of the classification obtained.

Have been obtained coverages vegetation, urban, courses and water bodies, that they have classified by mentioned techniques the previous paragraph, which provide a global reliability of the order of 61%, and if considered individually (urban and bodies and waterways), they reach an accuracy above 70%.

KEY WORDS

Remote Sensing; MNDWI; NDVI; Unsupervised Classification; Decision Tree



1. INTRODUCCIÓN

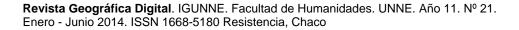
Los Sensores Remotos o Teledetección puede definirse según Chuvieco Salinero (2008:45) como "...aquella técnica que nos permite obtener información a distancia de los objetos situados sobre la superficie terrestre...". Los sensores instalados en las plataformas satelitales, miden la energía electromagnética emitida por la superficie de la Tierra y lo transforman en una imagen digital compuesta por pixeles, los cuales son la mínima unidad de información (Alonso et al., 1999). Éstos presentan coordenadas "x" e "y", lo que facilita la aplicación de técnicas de análisis espacial además de la discriminación de coberturas.

La visión espacial que brindan los Sensores Remotos constituye una herramienta importante en la planificación territorial, debido a que permiten la evaluación, control y seguimiento de, por ejemplo, los recursos naturales, las actividades antrópicas, etc., sumado a la posibilidad de adquirir imágenes de un determinado espacio, en distintos momentos y poder realizar comparaciones. En áreas urbanas, esto ha facilitado el análisis y seguimiento de muchos fenómenos como ser: crecimiento urbano, usos del suelo, infraestructura de transportes, arbolado urbano, detección de construcciones no declaradas, entre otros (Chuvieco Salinero, 2008; Cardozo et al., 2013).

La respuesta espectral que cada cobertura presenta permite discriminar y clasificar una imagen satelital expresada en niveles digitales a una imagen con valores categóricos, que generalmente va acompañada de una interpretación. Pero, para lograr esto, es importante conocer los fundamentos de los Sensores Remotos que nos van a permitir realizar acertadamente. Así por ejemplo, conocer las características de luminosidad de determinadas coberturas (por hallarse éstas en umbría o solana) va a facilitar la identificación de respuestas espectrales distintas a pesar de pertenecer a una misma categoría. Esto sugiere que los algoritmos que se implementan en la clasificación no evalúan correctamente las condiciones reales del entorno y requieren de procesos previos para llegar a una clasificación aceptable. De entre muchos procesos que se realizan, el cálculo de índices (en especial de vegetación y de agua) permite realizar clasificaciones con mayor precisión, debido a su particular atención en la respuesta espectral de la cobertura.

Por otra parte, las coberturas terrestres y sus variaciones, constituyen un importante elemento a considerar dentro de los procesos de cambios ambientales a nivel global, debido a que éstos forman parte de un sistema mayor en el que interactúan subsistemas biológicos, físicos y humanos (Friedl et al., 1997). Por lo tanto, el conocimiento de la distribución de las coberturas permite evaluar las potencialidades que presenta el territorio y, a partir de ello, puntualizar una determinada función en virtud de las necesidades de la población. A su vez, los patrones espaciales de los diferentes usos del suelo urbano, pueden ser evaluados y visualizados por medio de imágenes de satélite, y constituirse como una importante fuente de información para analizar el desarrollo de las actividades humanas en general (Donnay et al., 2005).

El área de estudio presenta dificultades de emplazamiento de nueva áreas urbanas debido a sus particularidades socio-ambientales (problemas de desagüe producto de la escasa pendiente, asentamiento en áreas bajas —lagunas, cañadas, etc.-, instalación de basurales espontáneos, entre otros). Sin embargo, en las últimas décadas la ciudad ha sufrido cambios producto de la creación de nuevas áreas residenciales, infraestructura vial, redes de servicios (agua, luz, cloacas), a causa de la expansión urbana. En relación a esta cuestión, y focalizando en la problemática del crecimiento espacial urbano del área de estudio, Alberto Juan. A., (2007:123) señala que: "...el crecimiento desordenado y sostenido de este conurbano, especialmente en las últimas décadas, se dio sin exiguos patrones de proyección urbana que consideraran seriamente las características del sistema natural determinando problemas entre lo ambiental, lo social, lo político-económico y lo cultural en un sentido amplio, lo cual adquiere un dramatismo singular, pues el uso del suelo con fines urbanos es irreversible...". Ello se plasma en cambios de la coberturas sin un patrón de planificación y por esto, la distribución de los usos del suelo son producto del avance desorganizado de la ciudad.





Por esto, contar con información espacial que permita tomar decisiones en el ámbito urbano, resulta ventajoso, y en este sentido, las técnicas basadas en Sensores Remotos, son una vía útil en pos de obtener datos para la planificación territorial. Esta orientación es la que pretendemos abordar en el presente trabajo, lo cual permitirá realizar estudios más puntualizados, tales como Evaluación Multicriterio (EMC) orientados a conocer el área de localización óptima de nuevos asentamientos humanos.

1.1. Objetivos

El objetivo principal del trabajo es generar cartografía de coberturas del suelo para la ciudad de Resistencia, de precisión y confiabilidad aceptable que constituya información de base para posteriores estudios. Para lograr dicho objetivo, se aplican técnicas de Sensores Remotos incluyendo índice de Agua (MNDWI), índice de Vegetación (NDVI), clasificación por medio de Árboles de Decisión (MDT) y Clasificación no Supervisada (ISODATA).

2. ANTECEDENTES

Dentro del campo de los Sensores Remotos existen trabajos científicos que aplican una determinada metodología orientada a la detección de coberturas del suelo, entre las cuales se encuentran los cuerpos de agua y las áreas anegadas. Como referencia podemos citar el trabajo de Lei Ji et al., (2009) quienes comparan diversos índices y recuperan los correspondientes a la detección de cuerpos de agua trabajados por McFeeters (1996), Bo-Cai (1996), Xu (2006), Lacaux (2007), y además hacen mención al trabajo exploratorio de Ouma et al., (2006) quienes analizan diferentes formas de NDWIs (Índices de Agua de Diferencia Normalizada) con imágenes Landsat 5 TM. Entre los trabajos que aplican índices de agua se encuentran los de Chávez Espíritu et al., (2011), quienes en representación de la Autoridad Nacional del Agua de Perú, desarrollan una metodología orientada a la detección de cuerpos de agua en áreas cordilleranas basadas en el empleo del índice de vegetación, índices de agua y modelos digitales del terreno. Borro et al., (2010), a partir de una línea de trabajo ecológica, emplean el índice de vegetación normalizado para la detección de cuerpos de agua sujetos a inundación periódica en el delta del Río Paraná. Recientemente, Insaurralde et al., (2014), han utilizado el MNDWI para la elaboración de cartografía de coberturas de agua en la Reserva Íbera, Argentina.

Por otra parte, focalizando en los árboles de decisión como método de clasificación, uno de los trabajos importantes en el abordaje es "Decisión tree Clasification of Land Cover from Remotely Sensed Data", escrito por Friedl et al., (1997), en el cual han resaltado las características e importancia de orden teórica y metodológica en la implementación de esta técnica de clasificación digital de imágenes. Además podemos mencionar a Gonzáles Rojas et al., (2006), quienes utilizan algoritmos de decisión para realizar clasificación de imágenes de satélite con el propósito de obtener cartografía de usos del suelo. Por otra parte, Sharma et al., (2013) han comparado tres métodos de clasificación Árbol de Decisión, ISODATA y Máxima Probabilidad utilizando software de distribución gratuita -Open Source- basándose en la partición recursiva de la distribución espectral de las coberturas analizadas, alimentando de esta manera los nodos del árbol de clasificación.

A su vez, la vegetación es una de las coberturas que ha adquirido especial atención en el campo de los Sensores Remotos. Dado su comportamiento espectral en distintos estados fenológicos, ha permitido el desarrollo de abundantes índices para aislarla del resto de las coberturas. En este sentido, uno de los más importantes por su amplia difusión es el NDVI desarrollado por Rouse et al., (1973), y que ha sido empleado en seguimiento de incendios, cultivos, vegetación urbana, etc., (Chuvieco Salinero, 2008). Por otro lado, Díaz-Delgado et al., (1999) han empleado el NDVI, con el propósito de realizar un seguimiento de la regeneración de la vegetación tras un episodio de incendio. Asimismo, este índice es utilizado para la determinación de coberturas y usos del suelo, entre los que podemos destacar los aportes de Cocero et al., (1998); Gonzáles Rojas et al., (2006); Ordóñez (2008); Grupo (2011); EPA (2002); AD (2003); Bhatta (2010); Romero Fernández et al., (2013), entre otros.



En cuanto a la clasificación no supervisa (ISODATA), existe en la literatura científica un abundante uso de dicha técnica aplicado a la discriminación e interpretación de las imágenes de satélite a distintas escalas. En este sentido, Arango Gutiérrez et al., (2005) han utilizado el clasificador ISODATA en la detección de cobertura vegetal, tomando como cartografía de base para la evaluación de clasificación, un mapa de cobertura vegetal realizado en investigaciones anteriores. Con el mismo método de clasificación Aguiar Reyes et al., (2006), han realizado un ensayo donde evalúan la sedimentación del Muelle de Araceibo (Puerto Rico), con el propósito de visualizar el modo en que este ha afectado a la geomorfología y residentes del lugar.

3. ÁREA DE ESTUDIO

La ciudad de Resistencia fue el punto propicio que facilitó la ocupación del espacio al oeste de los ríos Paraná y Paraguay (Rey et al., 1999). Actualmente es capital de la Provincia del Chaco, Argentina, localizada al noreste del Departamento San Fernando aproximadamente a los 27° 27´ de latitud sur y 58° 59' de longitud oeste. Conforma el Gran Resistencia junto con los municipios de Barranqueras, Puerto Vilelas y Fontana, un continuo urbano con más de 450.000 habitantes (Da Silva et al., 2012).

Se encuentra emplazada en el valle de inundación del Río Paraná, surcada por los ríos Negro y Arazá que desembocan en el mismo. En su interior presenta una serie de "...lagunas semilunares – restos de antiguos meandros del Río Negro- completan el Sistema fluvio lacustre local, regulados por las fluctuaciones del río Paraná..." (Alberto Juan. A., 2007:123). Esto determina una variedad de ambientes que van desde paleoderrames hasta áreas inundadas entre las que se desarrollan áreas boscosas con especies de gran porte (Peltophorum dubium, Eterolobiumn contortisiliqum, Astronium balansae, entre otros), principalmente en el norte y noroeste (Alberto Jorge. A., 2004).

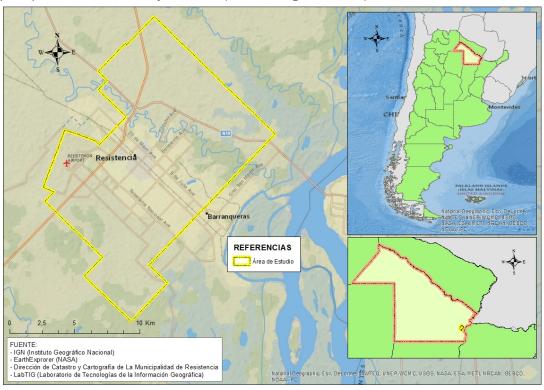


Fig. Nº 1: Área de Estudio. Elaboración propia.



4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. Fuentes de Datos

Para el desarrollo del trabajo se han empleado imágenes de satélite Landsat – 8 (30 de Junio del 2013), obtenidas del Sitio Web Earth Explorer©, las cuales poseen las siguientes características:

Bandas	Longitud de la onda (µm)	Resolución espacial (m)			
Banda 2 – Azul	0,45 - 0,51	30			
Banda 3 – Verde	0,53 - 0,59	30			
Banda 4 – Rojo	0,64 - 0,67	30			
Banda 5 – NIR	0,85 - 0,88	30			
Banda 6 – SWIR1	1,57 – 1,65	30			
Banda 7 – SWIR2	2,11 – 2,29	30			

Tabla 1: Características espectrales de las bandas empleadas. Elaboración Propia en base a USGS.

A ello se suma la *ortofoto* producida por un vuelo fotogramétrico llevado a cabo por el Instituto Geográfico Nacional (IGN) en el año 2012, con una resolución espacial de 30 cm. Ello permitirá realizar la evaluación de la clasificación por medio del muestreo de pixeles y el análisis de la matriz de confusión.

4.2. Índices

La clasificación de imágenes implica una serie de reglas de decisión entre los diferentes pixeles que componen una imagen, de los que se evalúa el comportamiento de los mismos con respecto a su entorno (Elachi et al., 2006). El objetivo de la clasificación consiste en la identificación de zonas (regiones), y su localización, ocupadas por los distintos tipos de cubiertas (clases) del terreno, discriminados o suministrados por el algoritmo de clasificación (García—Consuegra et al., 1998). Ello se logra a partir de muchos métodos, entre los cuales podemos incluir los índices (NDVI, NDWI, SAVI, etc.), las clasificaciones (supervisada y no supervisada), Análisis de Mezclas Espectrales (SMA), Componentes Principales, etc.

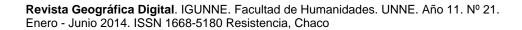
Debido a la heterogeneidad existente en áreas urbanas y a la resolución espacial de la imagen (30 metros), se ha decidido clasificar la imagen satelital empleando como insumos una serie de índices que evalúan coberturas en particular. Los mismos se detallan a continuación:

4.2.1. Índice de Agua Normalizado Modificado (MNDWI)

La discriminación de la cobertura de agua se logra a partir del análisis del comportamiento espectral que ésta describe. La característica principal del agua es la absorción y transmisión de la mayor parte de la energía que recibe en el dominio óptico del espectro electromagnético, teniendo mayor absortividad con mayor longitud de onda. Por ello, la variación que presenta está cubierta es fácilmente detectable en longitudes de ondas cortas (azul y verde), y se relaciona con una serie de componentes y atributos como ser: profundidad, contenidos de elementos en suspensión, rugosidad de la superficie, etc., (Chuvieco Salinero, 2008).

El Índice de Agua Normalizado Modificado es el resultado de una operación aritmética de los valores espectrales de dos o más bandas. El producto de dicha operación, establece un umbral que permite aislar los cuerpos de agua de las demás coberturas y es además, uno de los índices menos sensibles a la influencia de la vegetación o a la presencia de material en suspensión (Ji et al., 2009).

6





El Índice de Agua Normalizado Modificado adopta el formato del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), pero emplea la banda Verde y del Infrarrojo Medio (IRM), quedando definida como:

Fórmula 1: MNDWI.

Los valores de dicho índice oscilan entre 1 y -1, donde los valores superiores a 0 corresponden al agua (Tragsa, 2011).

4.2.2. Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI)

Uno de los índices más utilizados para analizar el vigor de la vegetación es el NDVI, debido a que se encuentra directamente relacionado con la actividad fotosintética de la vegetación (Chuvieco Salinero, 2008). Este índice, al igual que sus derivados se basa en la diferencia entre la máxima absorción de radiación en el Rojo (R) a causa de los pigmentos clorofílicos y la máxima reflexión de radiación en el Infrarrojo Cercano (IRC) relacionado con la estructura celular de la hoja (Ordóñez, 2008). Sin embargo, el sensor no mide hojas aisladas sino masas de vegetación, por lo que intervienen otros elementos adicionales que modifican el comportamiento espectral de la vegetación, ellos son: el ángulo de elevación solar directamente relacionado con la proporción de sombra que detecta el sensor; las características del suelo que sustenta la vegetación; la geometría de la cubierta vegetal; su estado fenológico, etc., (Chuvieco Salinero, 2008).

Para realizar el cálculo del NDVI, se emplea la banda del Infrarrojo Cercano (IRC) y la Banda Roja (R), quedando definida como:

$$NDVI = \frac{\rho_{IRC -} \rho_{Rojo}}{\rho_{IRC +} \rho_{Rojo}}$$

Fórmula 2: NDVI.

Este índice presenta valores que oscilan entre -1 a 1, donde los valores superiores a 0,2 indican la presencia de vegetación (Tragsa, 2011).

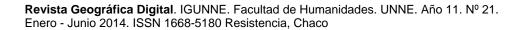
4.3. Métodos de clasificación

Entre los métodos de clasificación, se puede hacer distinción entre los supervisados y no supervisados. Éstos son los más comunes a la hora de realizar un agrupamiento en categorías, pero existen otros métodos que resuelven situaciones específicas como los arboles de decisión.

4.3.1. Árboles de Decisión

Los algoritmos de árbol de decisión permiten la resolución de problemas de mapeo cuando existen muchas fuentes de información que sirven como insumos para la clasificación de coberturas del suelo. Estos métodos no son muy utilizados por la comunidad científica a pesar de su capacidad (Friedl et al., 1997). La idea subyacente consiste en discriminar secuencialmente cada una de las categorías, de acuerdo a la banda o bandas que permiten su separación del resto (Chuvieco Salinero, 2008). Friedl et al., (1997) evalúan tres tipos de árboles de decisión para los problemas de mapeo global de coberturas de suelo: los Árboles de Decisión Univariados, los Árboles de Decisión Multivariados y los Árboles de Decisión Híbridos. Un Árbol de Decisión Univariado (UDT) es un tipo de árbol de decisión donde los límites de cada nodo son definidos por una única característica de la cobertura analizada. Por otro lado, un Árbol de Decisión Multivariado (MDT) es semejante al UDT, pero en este, el análisis de cada nodo

7





puede estar dado por más de una característica de la cobertura en cuestión. Por último, un Árbol de Decision Hibrido (HDT) es un tipo de árbol de decisión donde los diferentes algoritmos de clasificación pueden ser usados en diferentes subárboles de un árbol mayor o superior.

Para este trabajo se ha empleado un árbol de decisión multivariado, debido a que para identificar vegetación inundada, se ha basado en la combinación del NDVI, el MNDWI y la Banda 6 del Landsat 8, quedando definido el algoritmo de condición como:

$$(NDVI > 0.5)$$
 y $(MNDWI > (-0.2))$ y $(MNDWI < 0)$ y $(Banda 6 < 0.16)$

Fórmula 3: Condición de clasificación de la Vegetación Inundada.

4.3.2. Clasificación No Supervisada (ISODATA)

La clasificación no supervisada parte de la búsqueda automática de grupos de valores homogéneos dentro de una imagen (Chuvieco Salinero, 2008), pero pueden suceder varias situaciones: que una categoría queden incluida en diferentes clases espectrales; que dos o más categorías compartan una sola clase espectral; que varias categorías compartan clases espectrales y por último, que exista una correspondencia biunívoca entre las categorías y las clases espectrales (Arango Gutiérrez et al., 2005; Chuvieco Salinero, 2008).

El agrupamiento (Clustering) es una técnica de clasificación donde la imagen es segmentada en clases desconocidas que posteriormente son asignadas a un tipo de etiqueta (Arango Gutiérrez et al., 2005). El clasificador ISODATA es un ejemplo de clasificador no supervisado consistente en agrupar pixeles mediante la técnica de mínima distancia. Este técnica consiste en incluir un pixel en una categoría más cercana (en distancia espectral), consecuencia de comparar los ND de cada pixel con los centros de las distintas categorías para todas las bandas involucradas (Chuvieco Salinero, 2008). En cada una de las iteraciones que realiza, recalcula los promedios y reclasifica la imagen con respecto al nuevo valor, continuando hasta que el cambio del número de pixel de cada clase es mínimo con respecto al valor de tolerancia o hasta que se alcance el número de iteraciones especificados (Arango Gutiérrez et al., 2005).

Dicha técnica se ha empleado para extraer la cobertura *urbana*, para lo cual se han especificado 30 categorías a través de tres iteraciones sobre una composición de imagen 7-6-4 para realizar la clasificación. El empleo de estas bandas se justifican en el comportamiento espectral de las áreas urbanas en dichas bandas (Chuvieco Salinero, 2008). Las categorías resultantes fueron reagrupadas por medio de la combinación de clases mediante interpretación visual. Solo se extrajo la categoría correspondiente a la cobertura urbana debido a que las demás fueron tratadas por medio de otras técnicas.

4.4. Evaluación de la Clasificación

La evaluación de la clasificación se realizó por medio de la matriz de contingencia o matriz de confusión (Rullán – Silva et al., 2011). Se seleccionaron 427 píxeles por medio de muestreo aleatorio estratificado, los cuales fueron clasificados en base a la ortofoto del IGN e imágenes del Software Google Earth®. Al finalizar la asignación, se procedió a la construcción de la matriz de confusión comparando los pixeles declarados como *verdad terreno* -clases de referencia- y la clasificación realizada (Chuvieco Salinero, 2008). Ello permitió obtener el porcentaje de precisión global y por categoría, lo que facilita la evaluación de la metodología empleada en general y en particular de cada clase. Adicionalmente, en la matriz de confusión, los conceptos de "usuario" y "productor" se refieren al que hará uso del mapa temático y al que lo construyo (Rullán – Silva et al., 2011).

8



4.5. Caracterización de las Coberturas

Las coberturas empleadas presentan características detalladas en la siguiente tabla:

Tipos de Coberturas	Características generales
Vegetación Arbórea	Incluye las especies arbóreas de gran porte que se agrupan en muchas partes del territorio en forma de <i>isletas</i> , principalmente en el Suroeste y Norte. Compuesta por especies como el quebracho colorado chaqueño (<i>Schinopsis balansae</i>), quebracho blanco (<i>Aspidosperma quebracho-blanco</i>), algarrobo blanco (<i>Prosopis alba</i>), el mistol (<i>Ziziphus mistol</i>), sauce criollo (<i>Salís humboldtiana Wild.</i>), alisos de río o palo bobo (<i>Tessaria integrifolia Ruiz et Pavón</i>), entre otros.
Pastizales	Caracterizadas por numerosas especies herbáceas, entre las que predominan gramíneas (<i>Elyonurus, Andropogon, Spartina, Paspalum, Aristida</i> , etc.), y otras herbáceas.
Vegetación Mixta	Esta categoría está compuesta por muchas de las especies detalladas en <i>Vegetación Arbórea y Pastizales</i> . Sin embargo, podemos advertir la distribución próxima a áreas urbanas, donde la vegetación puede pertenecer a plantaciones humanas (arbolado urbano artificial y otros tipos de plantaciones), vegetación autóctona, pastizales, pajonales, entre otros.
Cursos y Cuerpos de Agua	Compuesta particularmente por ríos, lagunas y cuerpos de aguas artificiales tales como las lagunas de oxidación.
Urbano	Constituyen esta cobertura las construcciones edilicias, viviendas, etc.; las redes viales; espacios de recreación; entre otros.

Tabla 2: Características de las Coberturas. Elaboración propia en base a Alberto Juan. A. (2006).

4.6. Jerarquías de las categorías

Debido a la implementación de diversos métodos de clasificación e índices de detección de coberturas, puede suceder que muchos de los pixeles queden incluidos en varias de las categorías. Ello se debe a que en éstos existe una mezcla de coberturas producto de la confusión que se genera cuando la energía es recibida por el sensor. Por este motivo se ha decidido jerarquizar las categorías, con lo cual, al presentar un conflicto de asignación de un píxel a una clase, se rige por la siguiente preferencia:

Jerarquía	Método				
1	Agua				
2	Vegetación en todas sus categorías				
3	Urbano				

Tabla 3: Jerarquía de asignación.

Con ello se demuestra la mayor preferencia del agua con respecto las demás coberturas, y la mayor jerarquía de la vegetación en relación a lo urbano. La jerarquización responde a la mayor preferencia de los índices con respecto al método de clasificación debido a la evaluación particular que realiza el primero sobre el comportamiento espectral con respecto al segundo.

5. RESULTADOS

5.1. Cálculo de los índices NDVI, MNDWI y empleo del Árbol de Decisión

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizado (NDVI) se ha empleado para la discriminación de las coberturas de vegetación. A partir de este y por medio de reclasificar los resultados a través de interpretación visual, se han obtenido 3 categorías: *Vegetación Arbórea* (0,7–0,99), *Pastizales* (0,5 – 0,7) y *Vegetación Mixta* (0,2–0,5). Asimismo, el MNDWI permitió aislar las coberturas de agua presentes en el

9



área de estudio de manera eficiente, alcanzando una fiabilidad en el orden de 79,6% (Ver Tabla 4), a pesar de la magnitud espacial que presentan las cubiertas de agua (ríos, lagunas, etc.) lo cual dificulta su correcta percepción producto de la resolución espacial del sensor.

Los valores más altos del NDVI representados por los tonos de verdes más oscuros (Ver Fig. Nº 2), pueden visualizarse en el sector noreste y norte de la ciudad, espacio en el que podemos localizar isletas arbóreas de considerable tamaño, sumado a la vegetación localizadas en las lagunas semilunares de los antiguos meandros del río Negro. En el sur, podemos apreciar valores de NDVI muy altos, pero si consideramos el MNDWI (Ver Fig. Nº 2), concluimos en que la vegetación aquí presente se encuentra en un área de alta concentración de humedad en el suelo vinculado a los desagües asociados al canal del Arazá, y la altura topográfica del espacio (zona baja), por ello la mayor reflexión en el infrarrojo cercano y menor en el rojo.

Los cuerpos de agua son captados por el MNDWI (Ver Fig. Nº 2), el cual establece que los valores superiores a 0 deben considerarse como cuerpos de agua. De este modo, podemos apreciar que todo el tramo del río Negro es correctamente identificado, junto a las lagunas cercanas al mismo, las cuales son producto de su divagación a lo largo del tiempo. Además, se visualizan lagunas naturales presentes en el sur de la ciudad, y las de oxidación presentes en el suroeste.

Con el NDVI y el MNDWI, se ha realizado la clasificación, empleando el método de árbol de decisión, para extraer las coberturas de vegetación inundada y áreas anegadas. Los umbrales especificados han resultado de la evaluación de sus valores por medio de interpretación visual, siendo ésta una de las coberturas más difícil de extraer, debido a su escaso desarrollo espacial continuo, asociado a las áreas de depresiones y cuerpos de agua.

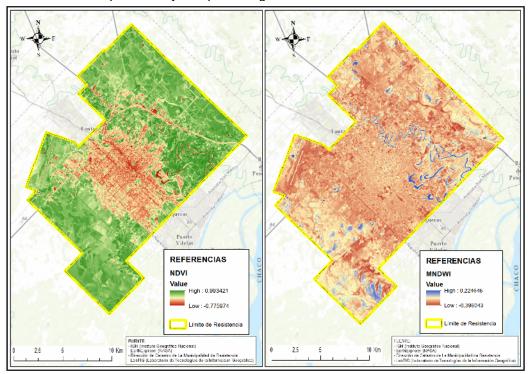


Fig. Nº 2: MNDWI y NDVI. Elaboración propia.



5.2. Cartografía y cuantificación de las coberturas

Una vez obtenidos los resultados de la clasificación, se procedió al agrupamiento de clases en una única cartografía, utilizando las jerarquías mencionadas oportunamente.

Las clases obtenidas pueden visualizarse en la Fig. Nº 3, el cual revela la importante concentración de la cobertura *urbana* en el centro de la ciudad con 3482,73 ha. La *vegetación arbórea* por su parte, presenta abundante distribución en el norte y noreste (muy próximas a los cursos y cuerpo de agua), y en el suroeste, donde paulatinamente va disminuyendo hacia el sur. Dicha categoría presenta una superficie de 5090,85 ha.

Los *Pastizales* pueden percibirte en todo el territorio, pero adquieren un mayor volumen de extensión en el sur y suroeste de la ciudad, particularmente en la zona del Aeropuerto (oeste de la ciudad). Presenta una superficie de 5804,82 ha, consolidándose como una de las coberturas de mayor extensión.

Por el lado de la *Vegetación Mixta*, puede percibirse su distribución muy próxima e inmersa en áreas de coberturas urbanas, ello es producto de su composición y características (Ver tabla 2). Su extensión abarca unas 2205 ha, distribuido homogéneamente sobre el territorio.

A su vez, la *Vegetación Inundada*, presenta una distribución asociada a los cuerpos de aguas localizados en el área de estudio (2341,26 ha). Es así que tenemos en el noroeste una importante mancha representativa de esta cobertura, asociada a un meandro de importante extensión, que algunos autores como Snaider(2012), consideran que es una antigua divagación del río Bermejo.

Los cursos y cuerpos de aguas pertenecen al río Negro, Laguna Argüello, Laguna los Lirios, Laguna Golf Club, y otras, que ingresan al área urbana y se localizan particularmente en el oeste de la ciudad. En el sur no se percibe todo el canal del Arazá debido a su dimensión (menor a 30 metros), pero sí su desembocadura, sumado los cuerpos de agua aislados y las lagunas de oxidación más próximas a la ciudad (Ver Fig. 3). La extensión espacial de esta cobertura es de 786,69 ha, lo cual puede mejorar con aumento de la resolución espacial.

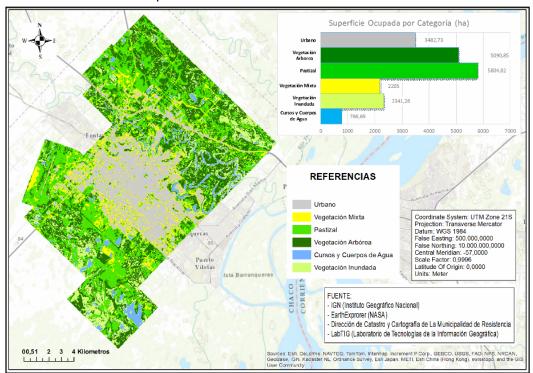


Fig. Nº 3: Coberturas espaciales. Elaboración Propia.



Si atendemos a los porcentajes ocupados por cada una de las categorías, podríamos puntualizar la

relación entre la superficie según la cobertura correspondiente. Por ello, es importante visualizar la participación del *Pastizal* con un 29,4% de ocupación, que en conjunto con la *Vegetación Arbórea* (25,8%), ocupan el 55,2% de la superficie del área de estudio.

La cobertura *Urbana* ocupa unos 17,7% del territorio, a lo cual debemos adicionar la vegetación asociada a ella que comprende unos 11,2% de ocupación, distinguiendo así el espacio real que comprende el área urbana (28,9 %).

Los cursos y cuerpos de agua, ocupan el 4% del territorio, porcentaje muy bajo en relación a su localización

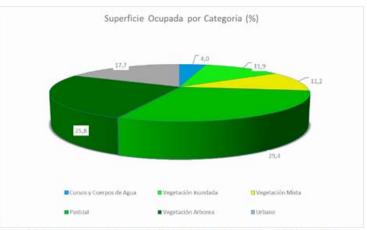


Fig. Nº 4: Porcentaje de Ocupación por Categoría. Elaboración Propia

(Valle de Inundación del Río Paraná). Pero, a esta cobertura se asocia la *Vegetación Inundada*, que no es más que la cobertura representativa de las macrófitas, hidrófilas e higrófilas, las cuales presentan su ciclo de vida asociada a ambienten loticos y lenticos.



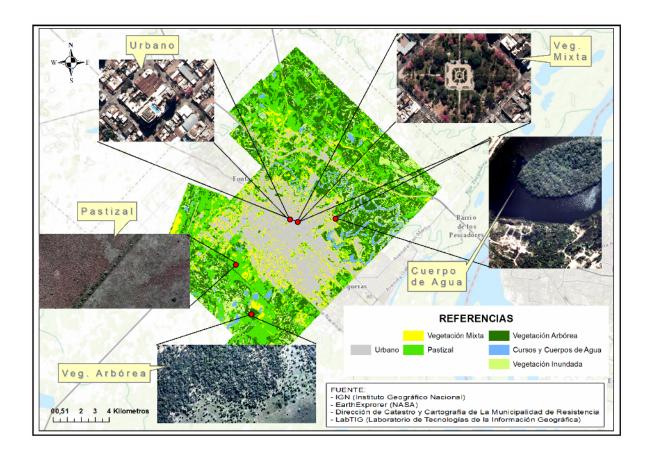


Fig. Nº 4: Coberturas ejemplificadas por medio de imágenes. Ortofoto IGN 2012. Elaboración Propia.



Fig. Nº 5: Vegetación Inundada. Bº Santa Clara. Sector norte de Resistencia. Fuente Propia.



5.3. Evaluación de la clasificación

La matriz de confusión revela un 61,1% de precisión global y un coeficiente Kappa 0,52. Se puede considerar a partir de estas estadísticas, la precisión del método aquí empleado, aunque algunos autores como Chuvieco Salinero (2008), recomiendan una precisión superior al 80% para actuar como documento cartográfico.

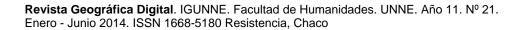
CLASES	Background	Urbano	Vegetación Arbórea	Pastizal	Vegetación Mixta	Cursos y Cuerpos de Agua	Vegetación Inundada	Total	Exactitud Usuario	Error Comisión
Background	0,00	0,00	0,00	0,00	1,43	0,00	0,00	0,23		
Urbano	0,00	74,04	0,00	0,00	17,14	1,85	0,00	21,08	85,56	14,44
Vegetación Arbórea	0,00	0,00	62,34	27,27	8,57	3,70	30,36	21,31	52,75	47,25
Pastizal	0,00	3,85	6,49	63,64	35,71	1,85	16,07	20,14	48,84	51,16
Vegetación Mixta	0,00	20,19	3,90	4,55	37,14	1,85	0,00	12,65	48,15	51,85
Cursos y Cuerpos de Agua	0,00	0,00	2,60	0,00	0,00	79,63	8,93	11,71	86	14
Vegetación Inundada	0,00	1,92	24,68	4,55	0,00	11,11	44,64	12,88	45,45	54,55
Total	0	100	100	100	100	100	100	100		
Error de Omisión		25,96	37,66	36,36	62,86	20,37	55,36			

Tabla 4: Matriz de Confusión. Evaluación de las Coberturas en porcentajes (%). Elaboración Propia.

No obstante, debemos considerar la heterogeneidad propia de los centros urbanos en cuanto a respuesta espectral y la resolución espacial aquí empleada, lo que dificulta el aumento de la precisión al orden sugerido por los autores. A pesar de esto, veremos más adelante que muchas de las coberturas superan el 70%, aproximándose al mínimo sugerido.

El algoritmo de clasificación ISODATA, corresponde a uno de los métodos que mayor fiabilidad de clasificación obtuvo, en el orden del 74,04% de precisión. Ello revela la correcta evaluación de los píxeles en áreas urbanas a pesar de su baja jerarquía asignada. Sin embargo, puede considerarse como una fuente de información confiable, debido a que según la escala empleada y el tamaño del píxel utilizado, es difícil aumentar la precisión sin generalizar marcadamente las coberturas urbanas y por ello, entiéndase la mezcla espectral. Uno de los mayores inconvenientes como respuesta a lo mencionado se vincula a la confusión por parte del productor en establecer los límites entre *Vegetación mixta y Urbano*, determinado en la matriz de confusión, donde un 20,19% de los píxeles fue asignado a esta cobertura.

Considerando el NDVI como método de aislación de las coberturas vegetales de las demás, debemos remarcar su importante uso, sustentado en la diferencia normalizada entre la respuesta espectral de las coberturas en el IRC y el R. Es así que la *Vegetación Arbórea*, logro una precisión del 62,34%, un 2% superior a la precisión global. La mayor dificultad representada en este método, se basa en aislar la cobertura *Arbórea* con respecto a la *Vegetación Inundada*, lo cual se debe a su amplia reflexión en el IRC y su baja respuesta en el R, producto de su estado fenológico, lo que produce un NDVI muy alto. Por ello, el método empleado tiende a asignar píxeles a la *Vegetación Inundada* (24,68%) cuando en la realidad es *Vegetación Arbórea*. Esta misma situación se plantea entre las coberturas





Pastizal y Arbórea, donde los umbrales establecidos dieron una precisión para el Pastizal de 63,64%, asignando erróneamente un 27,27% de los píxeles a la cobertura Arbórea.

Por otro lado, la *Vegetación Mixta* es una de las coberturas que mayores problemas presento a la hora de clasificarla, debido a su mínima distancia espectral con respecto a las de *Pastizal* y *Urbana*. Es así que la matriz de confusión (ver tabla 4), muestra una precisión de 37,14%, con 36,71% de píxeles asignados al *Pastizal* y un 17,14% al *Urbano*.

La Vegetación Inundada evaluada por medio del árbol de decisión, obtuvo una precisión de 44,64%, presentando un 56,36% de errores de omisión. Estos se distribuyen un 30,36% asignado a la Arbórea, 16,07% al Pastizal y un 8,93% a los Cursos y Cuerpos de agua.

Por último, la cobertura de *Cursos y Cuerpos de agua* es la que mayor precisión obtuvo con un 79,63% y tan solo un 20,37% de errores de omisión. Este error esta mayormente representado por la cobertura *Vegetación Inundada*, debido a la relación existente entre la vegetación y el agua en estos ambientes (ver Tabla 2), por ello la dificultad del MNDWI en contrastar una cobertura de otra.

6. CONSIDERACIONES FINALES

A partir de las técnicas aplicadas se han podido obtener las superficies ocupadas por cada una de las coberturas del suelo. Estas se distribuyen en un 25,8% para la *Vegetación Arbórea* (5090,85 ha), 29,4% de *Pastizal* (5804,82 ha), 11,2% para la *Vegetación Mixta* (2205 ha), 11,9% de *Vegetación Inundada* (2341,26 ha), 4% para los *Cursos y Cuerpos de agua* (786,69 ha), y por último un 17,7% de *Urbano* (3482,73 ha). Dichas técnicas han resultado óptimas considerando la escala de trabajo y la resolución del píxel (30 m), debido a que algunas de las coberturas han adquirido una precisión mayor al 60%. Sin embargo, debemos apreciar la dificultad de otros métodos, como por ejemplo el árbol de decisión en clasificar adecuadamente las coberturas de *Vegetación Inundada*.

El empleo del NDVI resulta indispensable en el estudio de las masas vegetales, pero a la hora de atender las coberturas en ambientes urbanos donde la continuidad espacial de la vegetación es reducida, resulta difícil establecer umbrales adecuados, por ello recomendamos la utilización en futuros trabajos el empleo de otros métodos de clasificación tales como: Clasificación por Firma espectral o algún método de clasificación supervisada, o bien el empleo del SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index) que reduce los efectos producidos por el suelo o el EVI (Enhanced Vegetation Index) que minimiza el efecto de saturación del NDVI y corrige los efectos atmosféricos.

Asimismo, el ISODATA y el MNDWI, resultaron métodos muy óptimos para la evaluación de la cobertura *Urbana* y *Cursos* y *Cuerpos* de agua, revelando la alta capacidad de estos para percibir los límites entre una cobertura y otra, sustentado ambos en las características espectrales.

Por otra parte, a pesar de la dificultad, producto del tamaño del píxel, debemos considerar la precisión obtenida (61%), lo cual es un indicador de la heterogeneidad del paisaje urbano y una advertencia de emplear métodos alternativos para evaluar algunas de las coberturas, como así también, la necesidad de emplear imágenes de alta resolución espacial menor a 5 m., lo cual podría aumentar dicha precisión.

Por lo antes mencionado, la variedad de respuesta espectral presente en el paisaje del área de estudio imprime una realidad espacial altamente heterogénea, por lo que conocer y evaluar coberturas generalizadas como las aquí abordadas, permiten a los decisores conocer los ambientes que se van modificando producto de la dinámica urbana, y a partir de esto, proponer la planificación del uso del suelo pensado en base a las necesidades poblacionales y las limitaciones ambientales.



7. BIBLIOGRAFÍA

- AD. 2003. Mapping Urbanisation for Urban and Regional Governance.
- Aguiar Reyes, M., Soto Viruet, Y., y Martínez Colón, J. 2006. Efectos de la Sedimentación en el Muelle de Arecibo. Mayagüez. Consultado:12 de Junio del 2013, en:http://gers.uprm.edu/geol4048/pdfs/rayosgamma06.pdf
- Alberto, Jorge. A. 2004. Caracterización de los usos del suelo de un espacio periurbano del Gran Resistencia. Revista Geográfica Digital. IGUNNE. Facultad de Humanidades. UNNE. Consultadoenhttp://hum.unne.edu.ar/revistas/geoweb/Geo1/archivos/caruspur.pdf
- Alberto, Juan. A. 2006. **El Chaco Oriental Y Sus Fisonomías Vegetales**. Resistencia, Chaco, Argentina. Consultado en http://hum.unne.edu.ar/revistas/geoweb/Geo5/archivos/chacorien.pdf
- Alberto, Juan. A. 2007. Vulnerabilidad Ecológica... Entre lo Ambiental y lo Social. El caso de Área Metropólitana del Gran Resistencia. En: A. M. Foschiatti, Aportes Conceptuales y Empíricos de la Vulnerabilidad Global en el Nordeste Argentino (pp. 117-158). Corrientes: Secretaría General de Extensión Universitaria. UNNE.
- Alonso, C., Victoriano, M., y Rodríguez, E. 1999. Determinación experimental de la firma espectral de la vegetación. Una sensilla práctica de introducción a la Sensores Remotos.
 VIII Congreso Nacional de Sensores Remotos: 429-432. Consultado en:http://www.aet.org.es/congresos/viii/alb99.pdf
- Arango Gutiérrez, M., Branch Bedoya, J., y Botero Fernández, V. 2005. Clasificación No Supervisada de coberturas vegetales sobre imágenes digitales de sensores remotos: "Landsat ETM+". Revista Facultad de Agronomía -, 2611-2634. Consultado en:http://www.redalyc.org/pdf/1799/179914238003.pdf
- Bhatta, B. 2010. Analisys of Urban Growth and Sprawl from Remote Sensing Data. New York: Springer.
- Bo-Cai Gao.1996. NDWI-A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing Vegetation. Liquid Water From Space. Remote Sensing Environment 58:257-266. Disponible en: ftp://ftp.eri.ucsb.edu/pub/org/swim/WTLDS/Encylopedia_Wetlands/ papers/Gao_1996_NDWI.pdf
- Borro M.; Salvia M.; Minotti P. G.; Puig A.; Karszenbaum H. y P. Kandus. 2010. Primeros resultados de la clasificación de lagunas someras en la región del delta del Paraná bajo un enfoque ecohidrogeomórfico. RASADEP 1-Numero Especial Cambios de uso de la tierra. Causas, consecuencias y mitigación. Pp.: 27 34. Diciembre 2010 Asociación Argentina de Ecología de Paisajes. Consultado en: http://asadep.com.ar/Librolljaep/Borro.pdf
- Cardozo, O. D., y Da Silva, C. J. 2013. Aplicaciones Urbanas de los Sensores Remotos. Revista Geográfica Digital. IGUNNE. Facultad de Humanidades. UNNE. Consultado enhttp://hum.unne.edu.ar/revistas/geoweb/Geo20/archivos/cardozo13.pdf
- Chávez Espíritu, T.; Colonia Ortiz, D., Loarte Cadenas, E.; Albornoz Albornoz, I. y Ramírez Zambrano, A. 2011. Identificación de lagunas de Alta Montaña en el Perú mediante técnicas de Sensores Remotos Espacial y Modelos de Elevación Digital. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de mayo de 2011, INPE p.7836. Consultado en: http://www.chguadalquivir.es/export/sites/default/portalchg/servicios/estudiosTecnicos/ficheros/Informe Tecnico Lagunas.pdf
- Chuvieco Salinero, E. 2008. Sensores Remotos Ambiental. Barcelona: Ariel.
- Cocero, D., Riaño, D., y Chuvieco, E. 1998. Estimación de la humedad de la vegetación usando imágenes de satélite e índices meteorológicos de peligros de incendios. Serie Geográfica, Vol. 7, 59-72. Consultado en: http://dspace.uah.es/dspace/bitstream/handle/10017/1063/Estimaci%F3n%20de%20la%20Humedad%20de%20la%20Vegetaci%F3n%20Usando%20Im%E1genes%20de%20Sat%E9lite....pdf?sequence=1



- Da Silva, C. J., Odriozola, J. G., Cardozo, O. D., y Bondar, C. E. 2012. Usos del Suelo en el Micro-Centro de la Ciudad de Resistencia: Patrones Espaciales Identificados con Sistemas de Información Geográfica (SIG). Resistencia.
- Díaz-Delgado, R., y Pons, X. 1999. Seguimiento de la regeneración vegetal post-incendio mediante el empleo del NDVI. VIII Congreso Nacional de Sensores Remotos, 263-266. Consultado en: http://www.aet.org.es/congresos/viii/alb63.pdf
- Donnay, J.-P., Barnsley, M. J., y Longley, P. A. 2005. **Remote Sensing and Urban Analysis**. London and New York: Taylor and Francis Group.
- Eastman, R. J. 2012. IDRISI Selva. Guía para SIG y procesamiento de Imágenes. Clark University.
- Elachi, C., y Van Zyl, J. 2006. Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing. New Jersey: Wiley Interscience.
- EPA. 2002. Remote Sensing and GIS for Decision Analysis in Public Resource Administration. A case study of 25 years of landscape change in southwestern watershed. Las Vegas.
- FIUPM. 2008. Nuevas herramientas para el procesado de imágenes satelitales. Madrid.
- Friedl, M. A., y Brodley, C. E. 1997. Decision Tree Classification of Land Cover from Remotely Sensed Data. Remote Sensing of Environment, Volume 61, Issue 3, 61:399 - 409. Consultado en:http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425797000497
- García Consuegra, J., Cisneros, G., y Quintanilla, A. 1998. Clasificación de imágenes Landsat TM con presición de subpíxel por medio de la mejora de la resolución y de la desconvolución. Revista de Sensores Remotos, pp. 1-4.
- Gilabert, M. A., Gónzales-Piqueras, J., García-Haro, F. J., y Melía, J. 2002. A Generalized soil-adjusted vegetation index. Remote Sensing of Environment, Volume 82, Issues 2–3, pp. 303-310. Consultado en:http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00048-2
- Gonzáles Rojas, J. C., Pérez Cutilla, P., y Palazón Ferrando, J. A. 2006. Aplicación de técnicas de clasificación basadas en un sistema de aprendizaje para la generación de un mapa de usos del suelo. El acceso a la Información Espacial y las Nuevas Tecnologías Geográfica, pp. 1575-1582.
- Insaurralde, J. A., y Da Silva, C. J. 2014. Mapeo de cuerpos, cursos de agua y áreas anegadas mediante Sensores Remotos, en la reserva natural del Iberá, Corrientes Argentina. Resistencia: Inédito.
- Lacaux, J.P., Y.M. Tourre, C. Vignolles, J.A. Ndione, y M. Lafaye. 2007. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal.Remote Sensing of Environment, 106(1):66–74.
- Lei Ji, Li Zhang y Bruce Wylie. 2009. Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing Vol. 75, No. 11, November 2009, pp. 1307–1317. Consultado en: http://asprs.org/a/publications/pers/2009journal/november/2009 nov 1307-1317.pdf
- Li Min, Xu Lizhong y Tang Min. 2006. An Extraction method for Water Body of Remote Sensing Image Based on Oscillatory Network. JOURNAL OF MULTIMEDIA, VOL. 6, NO. 3, JUNE 2011. Consultado en: http://ojs.academypublisher.com/index.php/jmm/article/viewFile/0603252260/3265
- 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. Consultado en: http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431169608948714#.UxD74_I5NSs
- Ordóñez, H. L. 2008. Estudio de la Influencia de las Correcciones a Imágenes Landsat ETM+ en la obtención de propiedades de cubiertas vegetales. Proyecto fin de Carrera. Consultado en:http://www.geo.upm.es/userfiles/file/PFCs%20Alberto/memoria-PFC-74.pdf



- Ouma y Tateishi. 2006. A water index for rapid mapping of shoreline changes of five East African Rift Valley lakes: An empirical analysis using Landsat TM and ETM data. International Journal of Remote Sensing, 27(15):3153–3181
- Rey, W., y Lucca, A. 1999. Aplicación de SIG a Aspectos Socio-Ambientales del Centro de la ciudad de Resistencia 1999. Serie Geográfica (8), pp. 137-151.
- Romero Fernández, M., Pita López, M. F., y Montesinos Aranda, S. 2013. Aplicación de técnicas de Sensores Remotos y geostadística para la estimación del LAI en el ámbito de la agricultura de precisión en olivicultura. GeoFocus (Artículos). (nº 13), 117-194. ISSN: 1578-5157
- Rouse, J. W., R. H. Haas, J. A. Schell, y D. W. Deering. 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium, NASA SP-351 I, pp. 309-317.
- Rullán Silva, C. D., Gama Campillo, L. M., Galindo Alcántara, A., y Olthoff, A. E. 2011.
 Clasificación no supervisada de la cobertura del suelo de la Región Sierra de Tabasco mediante imágenes Landsat ETM+. Universidad y Ciencia. Trópico Húmedo, 33-41. Consultado en:http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0186-29792011000100003&script=sci_arttext
- Sharma, R., Ghosh, A., y Joshi, P. K. 2013. Decision tree approach for classification of remotely sensed satellite. Consultado en: http://www.ias.ac.in/jess/forthcoming/JESS-D-12-00365.pdf
- Snaider, P. P. 2012. Generación de Cartografía necesaria para la posterior identificación de Paisajes Vulnerables realizada a partir de Imágenes Satelitales. En A. M. Foschiatti, Escenarios Vulnerables del Nordeste Argentino (pp. 61-95). Resistencia.
- Tragsatec. Grupo Tragsa. 2011. Determinación mediante Técnicas de Sensores Remotos de Niveles y Superficie Inundada de Humedales incluidos en la demarcación hidrográfica del Guadalquivir. Madrid.