

Proyecto para optar al Título de

Tecnólogo en Cartografía

Potencialidad de las imágenes satelitales de alta resolución en la detección de especies leñosas invasoras.

Carlos Andrés Chiale C.I.: 4.408.782-6

Tutor: Beatriz Sosa

Montevideo Noviembre, 2015.

PÁGINA DE APROBACIÓN FACULTAD DE INGENIERÍA

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba la Tesis de Investigación:

Título: Potencialidad de las imágenes satelitales de alta resolución en la detección de especies leñosas invasoras.

Autor: Carlos Andrés Chiale

Tutor: Beatriz Sosa

Carrera: Tecnólogo en Cartografía

Puntaje:

Tribunal:

Profesor:

Profesor:

Profesor:

Fecha:

AGRADECIMIENTOS

- Msc. Beatriz Sosa, Msc. Gabriela Fernández y Dr. Marcel Achkar por guiarme y brindarme todo su conocimiento para la realización de este proyecto.
- Mi familia por el apoyo de siempre.

TABLA DE CONTENIDO

PÁGINA DE APROBACIÓN ii
AGRADECIMIENTOS iii
TABLA DE CONTENIDOiv
RESUMENv
Introducción1
Metodología2
Sistema de estudio2
Imágenes satelitales3
Procesamiento de imágenes5
Fusión de imágenes6
PC Spectral Shapening6
Gram-Schmidt7
Resultados y Discusión 10
Conclusiones15
Bibliografía

RESUMEN

Conocer el patrón de distribución de una especie invasora resulta esencial para definir estrategias de control eficientes. Las técnicas de teledetección constituyen una herramienta de apoyo apropiada para identificar y cartografiar patrones de distribución de las especies vegetales. Actualmente las imágenes satelitales de alta resolución espacial brindan nuevas oportunidades para el mapeo de la vegetación por lo que resulta pertinente evaluar la potencialidad de su aplicación. En el Parque Nacional Esteros de Farrapos e Islas del Río Uruguay la leñosa invasora Gleditsia triacanthos constituye una de las principales amenazas para la conservación de la biodiversidad. Identificar su patrón de distribución se constituye en un insumo relevante para definir estrategias de control. En este trabajo se evaluó el potencial de detección de G.triacanthos mediante el procesamiento de tres imágenes satelitales de alta resolución: pancromática 0,5m; multiespectral 2m y fusionada 0,5m. Se utilizó el método de clasificación por objetos basado en ejemplos. La imagen fusionada presenta el mayor potencial para la detección de G.triacanthos con una fiabilidad del 60%. La clasificación obtenida sobreestima la presencia de *G.triacanthos* en el bosque, pero resulta muy fiable en la identificación de áreas no invadidas brindando información relevante para el diseño de estrategias de gestión proactiva.

Palabras clave: imagen satelital de alta resolución, imagen pancromática, imagen multiespectral, imagen fusionada, especie invasora.

Introducción

Las invasiones biológicas constituyen uno de los principales factores en la pérdida de diversidad biológica y en la alteración de la capacidad de los ecosistemas para proveer servicios ambientales (Vitousek et al. 1997). Conocer el patrón de distribución de una especie invasora resulta esencial para definir estrategias de control eficientes, visualizar la posible dinámica del proceso de invasión (Bradley & Mustard 2006; Byers et al. 2001; Rew et al.2005) y prever el potencial desarrollo del proceso invasivo. Además permite identificar potenciales mecanismos de dispersión así como definir la susceptibilidad de distintos tipos de hábitat al proceso de invasión (Andersen et al. 2004; Cohen & Goward 2004; Parker et al. 1999).

Las técnicas de teledetección constituyen una herramienta de apoyo apropiada para identificar y cartografiar los patrones de distribución de las especies vegetales. Desde el lanzamiento del satélite IKONOS-2 en Setiembre de 1999 surgieron nuevas oportunidades para el mapeo de la vegetación (Carleer & Wolff 2004) como la identificación de comunidades vegetales e incluso especies (Turner et al 2003). La identificación de tipos de vegetación mediante el procesamiento de imágenes pancromáticas ha permitido identificar una especie leñosa del conjunto de la comunidad boscosa (Tsai & Chou 2006). En otros estudios las posibilidades de discriminación de la imagen pancromática ha resultado menor; en los bosques de montaña de los alpes japoneses la clasificación con imágenes pancromáticas permitió distinguir dos tipos de comunidades vegetales mientras que el uso de las imágenes multiespectrales permitió discriminar seis (Kosaka et al 2005). Esta variedad de resultados apoyan lo planteado por Chuvieco (1995) quien señala que la clasificación digital no pretende la definición absoluta de cada cubierta sino más bien que la misma es válida para una determinada imagen en un territorio y momento dados. Por lo tanto no resulta razonable estandarizar las técnicas de procesamiento en relación a sus resultados pero si evaluar la potencialidad de su aplicación en el uso de los recursos naturales y la gestión del territorio.

Las características espectrales de la vegetación se deben al tipo de pigmentos de sus hojas, a la estructura de la planta y a su estado de salud (Gilmore et al. 2008). Por tal motivo, si la especie invasora presenta una fenología distinta a la de la comunidad de especies nativas existe una ventana temporal que optimiza la identificación de la especie invasora mediante teledetección (Wilfong, 2009). Gleditsia triacanthos es una especie leñosa perteneciente a la familia de las fabáceas, originaria de Norte América. En la actualidad se la considera como especie invasora en Argentina y Uruguay (Chaneton et al. 2004; Nebel & Porcile 2006). En el Parque Nacional Esteros de Farrapos e Islas del Río Uruguay (PNEF) G.triacanthos se ha constituido en la especie dominante en varias áreas del bosque nativo (DINAMA 2014). Esta especie se diferencia del conjunto de la comunidad de leñosas nativas por su estructura fustal y su comportamiento caducifolio. En tal sentido se plantea como hipótesis orientadora que las diferencias estructurales y fenomenológicas de G.triacanthos en relación a la comunidad de especies nativas permitirán su identificación mediante técnicas de teledetección. En este marco este trabajo se desarrolló con el objetivo de evaluar el potencial de la imagen multiespectral y fusionada en la identificación de pancromática. G.triacanthos.

Metodología

Sistema de estudio

El PNEF pertenece al Sistema Nacional de Áreas Protegidas de Uruguay; ubicado sobre la costa del Río Uruguay 32°37'36.308"S- 58°09'40.920"O. abarca 5.760 ha de bosque fluvial, praderas con régimen de inundación semipermanente, áreas paludosas, lagunas y arenales fluviales. El área de estudio comprende 135 ha de bosque fluvial. Constituye un ambiente de características hidromórficas y topografía plana. El área es atravesada por un pequeño curso de agua que define dos zonas: al norte del curso área sin invasión y al sur del mismo área invadida (Fig. 1).

Gleditsia triacanthos es un árbol caducifolio de copa amplia (10-12 metros) y poco densa, porte ovoide que se va abriendo con la edad y termina aparasolado. Presenta hojas alternas pinati o bipinaticompuestas; su fruto es una legumbre lineal-comprimida (Sabattini et al. 2009). Es una especie caducifolia; florece en la primavera del hemisferio sur; la fructificación se inicia a comienzos del verano (Diciembre) y se prolonga hasta entrado el otoño (Mayo) (Rossi et al 2008).

Imágenes satelitales

Se utilizó una imagen pancromática de 0,5m de resolución espacial y una multiespectral (Rojo, Verde, Azul, Infrarrojo cercano) de 2 m de resolución espacial. Fueron captadas por el satélite Geoeye, lanzado en setiembre de 2008 y equipado con la más avanzada tecnología para los satélites comerciales (SEMAR, 2015). El satélite GeoEye-1 es operado por Digital Globe y fue lanzado en Setiembre de 2008. Es un satélite de órbita polar, el cual realiza 15 órbitas por día volando a una altitud de 684 kilómetros con una velocidad de orbita de alrededor de 7,5 km por segundo ó 27.200 km/hora. Su órbita sincrónica con el sol le permite pasar sobre una zona determinada alrededor de las 10:30 de la mañana (hora local), cada día. Tiene un periodo de revisita de tres días o menos para cualquier punto de la superficie terrestre.

En el modo pancromático, el satélite es capaz de recolectar hasta 700,000 km² en un solo día y en el modo multi-espectral hasta 350,000 km² por día. Esta habilidad es ideal para proyectos a gran escala. El ancho de su trayectoria en nadir es de 15.2 km.

Presenta una precisión en geo-localización superior a 2.5 m con un error circular de 90% (CE90) en planimetría para imágenes estereoscópicas y

monoscópicas, y de 3 m de error lineal de 90% (LE90) en altura para estereoscopía.

ESPACIAL		ESPECTRAL		RADIOMÉTRICA	TEMPORAL
Pancromática	0.41 m (fines militares) 0.5 (fines civiles)	pancromática	450-800 nm	11 Bits	3 días
Multiespectral	1.65 m (fines militares) 2.0 (fines civiles)	Azul	450-510 nm		
		Verde	510-580 nm		
		Rojo	655-690 nm		
		Infrarrojo cercano	780-920 nm		

Resoluciones

La nubosidad de las imágenes fue menor al 15% y su calidad mayor al 50%. Las imágenes corresponden a Mayo del 2013 fecha en la cual las diferencias espectrales entre *G.triacanthos* y el bosque nativo se acentúan debido a su comportamiento caducifolio.



a - Localización del área de estudio, b - Detalle de la imagen pancrómatica, c- Detalle de procesamiento por fusión

Procesamiento de imágenes

Los métodos tradicionales de clasificación de imágenes se basan en la respuesta espectral de cada pixel. El método de clasificación basado en objetos utiliza tanto datos espectrales como espaciales (tamaño, forma, textura y asociación con los objetos vecinos); su utilización ha resultado satisfactoria cuando la clasificación se realiza sobre tipos de vegetación que presentan una respuesta espectral similar (Gibbes et al 2010). Si bien las diferencias fenomenológicas debieran maximizar la diferencia

espectral entre la comunidad de nativas y *G.triacanthos* este método presenta mayor potencialidad para discriminar entre clases similiares y por tanto será utilizado en el presente trabajo. La clasificación se realizó en el programa ENVI 5.0 utilizando los algoritmos Edge en el proceso de segmentación y Full Lambda Schedule en el de unión.

La imagen multiespectral fue preprocesada mediante una clasificación de máxima verosimilitud extrayéndose las áreas de sombra e hidromorfismo permanente. La imagen pancromática no fue preprocesada mediante la mencionada clasificación ya que se entendió que la clasificación por objeto que integra la información espectral y espacial resulta más apropiado para el tratamiento de una imagen pancromática.

Fusión de imágenes

La fusión de imágenes utiliza una imagen pancromática de mayor resolución (o banda de ráster) para fusionar con un ráster multibanda de menor resolución. El resultado produce un ráster multibanda con la resolución del ráster pancromático en donde los dos rásteres se superponen completamente.

La fusión de imágenes es una transformación radiométrica. Varias compañías de imagen proporcionan imágenes multibanda de baja resolución e imágenes pancromáticas de mayor resolución de las mismas escenas. La fusión de imágenes se utiliza para incrementar la resolución espacial y proporcionar una mejor visualización de una imagen multibanda con la imagen de banda única de alta resolución.

PC Spectral Shapening

El algoritmo asume que las bandas espectrales de baja resolución espacial corresponden a la banda pancromática de alta resolución espacial. Si están georreferenciados ambos conjuntos de datos, ENVI, además, los co-registra al vuelo.

ENVI aplica PC Spectral Shapening de la siguiente manera:

- 1. Realiza una transformación por componentes principales en los datos multiespectrales.
- 2. Sustituye la banda 1 de PC con la banda alta resolución y escala la banda alta resolución para que coincida con la banda de PC 1, así no hay distorsión de la información espectral. El método asume que la primera banda de PC tiene una buena estimación de los datos pancromáticos.
- 3. Realiza una transformación inversa.
- Remuestreo los datos multiespectrales al tamaño de los pixeles de alta resolución usando un el vecino más cercano, con la técnica bilineal o de convolución cúbica.

Gram-Schmidt

El método de fusión de imágenes Gram-Schmidt, se basa en un algoritmo general de ortogonalización de vectores, la ortogonalización de Gram-Schmidt. Este algoritmo se compone en vectores (por ejemplo, 3 vectores en espacio 3D) que no son ortogonales, después los rota para que sean ortogonales. En caso de imágenes, cada banda (pancromático, rojo, verde, azul e infrarrojo) corresponde a un vector de alta dimensión (#dimensiones = #píxeles).

En el método de fusión de imágenes Gram-Schmidt, el primer paso es crear una banda de desplazamiento panorámico de baja resolución al calcular un promedio ponderado de las bandas MS. A continuación, estas bandas no tienen relación entre sí utilizando el algoritmo de ortogonalización Gram-Schmidt, al tratar a cada banda como un vector multidimensional. La banda de desplazamiento panorámico de baja resolución simulada se utiliza como el primer vector; que no se rota o transforma. La banda de desplazamiento panorámico de baja resolución se reemplaza después con la banda de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico de baja resolución se reemplaza después con la banda de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico de baja resolución se reemplaza después con la banda de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico de baja resolución se reemplaza después con la banda de desplazamiento panorámico de baja resolución de desplazamiento panorámico des

alta resolución y todas las bandas se transforman de nuevo en alta resolución.

La imagen fusionada se generó mediante el proceso PC Spectral Sharpening con aplicación de máscara en la banda 2. Se obtuvo así una imagen multiespectral de 0,5m de resolución. Sobre esta imagen se aplicó otro proceso de fusión (proceso Gram Schmidt Pan Sharpening); este procedimiento optimizó la visualización de la imagen fusionada.

La clasificación de imágenes basada en Objetos, es una técnica utilizada para analizar las imágenes satelitales, se ha desarrollado hace relativamente poco tiempo en comparación con el análisis tradicional de la imagen basada en píxeles (Burnett y Blaschke, 2003). Aunque esta clasificación al igual que la convencional se basa en información del píxeles (valores espectrales de cada pixel), adiciona un análisis basado información de un conjunto de píxeles en la similares llamados objetos. Estos objetos de la imagen son los grupos de píxeles que son similares entre sí sobre la base de una medida de las propiedades espectrales es decir, color, tamaño, forma y textura, así como el contexto de un barrio que rodean los píxeles. Con imágenes de alta resolución pancromática o imágenes multiespectrales, un método basado en objetos ofrece más flexibilidad en la extracción de este tipo de características.

En las imágenes multiespectral y fusionada se realizó una primera clasificación por objeto basada en ejemplos seleccionando 4 categorías que fueron identificadas en la pantalla de previsualización: (1) *Bosque*, área boscosa al norte de la cañada; (2) *G.triacanthos*: área boscosa con alta densidad de individuos de *G.triacanthos* identificada durante trabajo de campo; (3) *Sauce*: área boscosa con alta densidad de Sauces (*Salix humboldiana*) identificada durante trabajo de campo; (4) *Pastizal.* En la

imagen pancromática (sin preprocesamiento) se incluyó la categoría *Hidromorfismo permanente* que se corresponde con áreas paludosas.

Las clasificaciones obtenidas presentaron 4 clases: sin clasificar, bosque, sauce, *G.triacanthos*, pastizal. La imagen pancromática presentó baja capacidad de discriminación; por tal motivo se resolvió culminar con su proceso de clasificación. Las imágenes multiespectral y fusionada fueron reclasificadas utilizando la opción de inclusión de archivo de campo verdadero. Para ello se creó un nuevo vector con las siguientes categorías: (1) *G.triacanthos;* corresponde a la clase predominante identificada en el área de alta densidad de *G.triacanthos*. (2) No *G.triacanthos;* polígonos identificados en la clase *G.triacanthos* pero que no se corresponden con esa especie ya que se encuentran en el área sin invasión. (3) Pastizal; polígonos que efectivamente se ubican en áreas de pastizal (4) Árboles; polígonos incluidos en la clase pastizal pero que son árboles. Se generó así una nueva clasificación en la que se identificaron las categorías: sin clasificar, bosque, sauce, *G.triacanthos* y pastizal.

Para validar los resultados de la clasificación se utilizaron datos de terreno que consta de un total de 86 puntos de los cuales 49 corresponden a áreas de Bosque y 37 a áreas de *G.triacanthos*. Se construyó una matriz de confusión con la que se calculó la fiabilidad de la clasificación como el cociente entre el número de áreas bien clasificadas y el número total de áreas muestreadas. Se calculó la fiabilidad de comisión y omisión para las clases de Bosque y *G.triacanthos*. La fiabilidad de comisión se calculó como el cociente entre el número de aciertos para una clase dada y el total de predicciones realizadas para esa clase. La fiabilidad de omisión fue calculada como el cociente entre el número de puntos muestreados de una clase dada y el total de puntos muestreados para esa clase.



Primera clasificación (pancromática, multiespectral y fusionada): Definición de objetos Objetos definidos:

Bosque, G. triacanthos, Sauce, Pastizal, Hidromorfismo permanente (sólo pancromática)

Ļ

Imagen clasificada

5 categorías: sin clasificar, bosque, sauce, G.triacanthos, pastizal

 Segunda clasificación: Generación de archivo de campo verdadero (capa vectorial) Categorías capa vectorial: G.triacanthos, No G.triacanthos, Pastizal, Árboles

Imagen clasificada 5 categorías: sin clasificar, bosque, sauce, *G.triacanthos*, pastizal Validación de resultados

Fig. 2 Metodología de clasificación utilizada para las imágenes pancromática, multiespectral y fusionada

Matriz de confusión

Resultados y Discusión

La visualización de la imagen pancromática permite la identificación de grandes tipos de vegetación así como su categorización en relación a la densidad. Esta visualización es posible con la imagen multiespectral pero la imagen pancromática brinda mayor nivel de detalle (Fig. 1). No obstante, el proceso de clasificación por objetos sobre la imagen pancromática no brindó buenos resultados ya que no presentó capacidad para discriminar la ausencia de *G.triacanthos* en el área sin invasión y presentó poca capacidad para detectar a *G.triacanthos* en el área invadida. (Fig. 2). Estos resultados mejoran con la clasificación sobre la imagen multiespectral que presenta mayor potencialidad para la detección de *G.triacanthos* en el área invadida y pequeños polígonos clasificados como *G.triacanthos* en el área sin invasión. Cabe señalar que muchos de

estos polígonos no corresponden a áreas boscosas sino a áreas de pastizal. Además la imagen multiespectral presentó mejor capacidad en la detección del área de sauces visualizándosela como una zona homogénea. En la clasificación sobre la imagen pancromática esta zona está comprendida fundamentalmente por la clase que también comprende a *G.triacanthos* (áreas rojas Fig.2.a)



Figura 3. Clasificación por objetos. (a) Imagen pancromática (b) Imagen multiespectral. Los círculos blancos muestran las áreas clasificadas como *G.triacanthos* en áreas invadidas.

La clasificación sobre la imagen fusionada presenta mayor capacidad para detectar al conjunto de la masa boscosa. De hecho, ésta se ajusta casi completamente a la masa boscosa e incluso identifica individuos leñosos aislados (Figura 4). Sobre la imagen multiespectral un conjunto importante de individuos leñosos quedan fuera de la clasificación (Figura 4). No obstante la clasificación sobre la imagen fusionada presenta aún problemas para discriminar entre áreas de pastizales y áreas boscosas (Figura 4).



Figura 4. Clasificación por objetos. (a) Imagen multiespectral (b) Imagen fusionada.

La imagen fusionada presenta mayor potencial para la identificación de *G.triacanthos* siendo su capacidad de acierto total del 80% en comparación con la imagen multiespectral cuya capacidad de acierto fue del 74% (Tabla 1). Además presenta mayor potencialidad para detectar a *G.triacanthos* su fiabilidad de comisión fue del 62% mientras que la imagen multiespectral alcanzó solo el 51% (Tabla 1).

Fiabilidad de la clasificación	lmagen Fusionada	Imagen Multiespectral
Acierto Total	0,80	0,74
Fiabilidad de comisión Bosque	0,94	0,92
Fiabilidad de comisión G.triacanthos	0,62	0,51
Fiabilidad de omisión Bosque	0,77	0,71
Fiabilidad de omisión G.triacanthos	0,88	0,83

Tabla 1. Validación de	la	clasificación
------------------------	----	---------------

Por otra parte la fiabilidad de comisión para el Bosque fue muy alta en ambas clasificaciones (93% para la imagen fusionada y 91% para la

imagen multiespectral) indicando que estas clasificaciones son buenas para detectar áreas en las que la especie invasora no se encuentra presente. Se plantea que la estrategia más eficiente para el control de una especie invasora es la de limitar su establecimiento ya que se evitan sus impactos y se previene la conformación de nuevos focos de invasión. Por lo tanto la información que proveen estas clasificaciones resulta un insumo útil para la implementación de estrategias de gestión proactivas.

En ambas clasificaciones las clases definidas como G.triacanthos sobreestiman la distribución real de la especie. En este punto se identifican tres problemas: (1) esta clase incluye además de áreas boscosas áreas de pastizales que no fue posible discriminar mediante la metodología utilizada. Estas áreas son fácilmente identificables mediante el análisis visual de la imagen, especialmente en la imagen fusionada, por lo que su exclusión resulta más o menos sencilla. (2) un conjunto diverso de factores que podrían generar variabilidad en la firma espectral de los individuos de *G.triacanthos* como su altura, densidad del dosel, posición, vigor, y tipo de ambiente en el que se ubica y (3) la presencia de otras especies leñosas con una firma espectral semejante a la de la invasora debido a que presentan una morfología y/o fenomenología similar. Este punto es especialmente relevante si se considera que el patrón espectral entre las áreas actualmente discriminadas como Bosque y G. triacanthos presenta variaciones muy pequeñas; para una longitud de onda de 0,50 micrométros el valor registrado fue de 150 DN para G.triacanthos y de 180 para las áreas de Bosque (Fig.5). Esta diferencia se acentúa para longitudes de onda mayores a 0,80 que presentaron valores de 350 y 600 para las áreas de *G.triacanthos* y Bosque respectivamente (Fig.5). En tal sentido resulta pertinente continuar evaluando procesamientos que permitan identificar y maximizar las diferencias espectrales que sólo consideren a la clase definida como G.triacanthos. La imagen fusionada

parece presentar la mayor potencialidad para continuar con los análisis mejorando su capacidad de detección.



Figura 5. Patrón espectral sobre imagen fusionada. (a) Patrón sobre área de bosque (b) Patrón sobre *G.triacanthos*

Conclusiones

Los tres tipos de imágenes analizadas brindan información relevante pero diferencial sobre el patrón de distribución de los principales tipos de vegetación en el área de estudio. El método de clasificación por objetos basado en ejemplos no presentó capacidad de discriminación sobre la imagen pancromática. La capacidad de discriminación mejora cuando la clasificación se realiza sobre la imagen multiespectral pero la fiabilidad en la detección de *G.triacanthos* es muy baja. Los resultados de la clasificación mejoran utilizando la imagen fusionada pero aún la fiabilidad de detección de *G.triacanthos* resulta baja. La presencia de *G.triacanthos* en esta clase resulta sobreestimada. Identificar y maximizar las diferencias espectrales de los objetos dentro de esta clase constituyen el principal desafío para mejorar la capacidad de detección de la especie invasora.

El método utilizado presenta un alto porcentaje de fiabilidad sobre las áreas de bosque por lo que la clasificación utilizada resulta apropiada para identificar áreas en las que el proceso invasivo no se ha consolidado aún. Esta información resulta relevante en el marco de la gestión proactiva.

Bibliografía

Andersen, M., Adams, H., Hope, B. & Powell, M. (2004). Risk analysis for invasive species: general framework and research needs. Risk Analysis 24:893–900.

Bradley, B. & Mustard, J. (2005) *Identifying land cover variability distinct from land cover change: Cheatgrass in the Great Basin*. Remote Sensing of Environment. 94, 204–213.

Byers, J., Reichard, S., Randall, J., Parker, I., Smith, C., Lonsdale, W.,
Atkinson, I., Seastedt, T., Williamson, M., Chornesky, E. & Hayes, D.
(2001). *Directing research to reduce the impacts of exotic species*.
Conservation Biology. 16:630–640.

Carleer, A. & Wolff, E. (2004). Exploitation of Very High Resolution Satellite Data for Tree Species Identification. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. 70(1):135–140.

Chaneton, E., Mazia, C., Machera, M., Uchitel, A & GHERSA, C. (2004). Establishment of Honey Locust (Gleditsia triacanthos) in Burned Pampean Grasslands. Weed Technol, 18:1325-1329

Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de Teledetección Espacial. Madrid, España, Editorial RIALP, S.A, 430 p.

Cohen, W. & Goward, S. (2004). Landsat's role in ecological applications of remote sensing. Bioscience 54:535–545.

DINAMA (2014). Plan de manejo del Parque Nacional Esteros de Farrapos e Islas del Río Uruguay. División Sistema Nacional de Áreas Protegidas Uruguay Gibbes, C., Sanchayeeta, A., Rostant, L., Southworth, J. & Qiu, Y. (2010). Application of Object Based Classification and High Resolution Satellite Imagery for Savanna Ecosystem Analysis. Remote Sensing 2, 2748-2772.

Gilmore, M., Wilson, E., Barrett, N., Civco, D., Sandy Prisloe, S., Hurd, J. & Chadwick, C. (2008) *Integrating multi-temporal spectral and structural information to map wetland vegetation in a lower Connecticut River tidal marsh.* Remote Sensing of Environment. doi:10.1016/j.rse.2008.05.020

Kosaka, N., Akiyama, T., Tsai, B., Kojima, T. (2005). Forest Type Classification Using Data Fusion of Multispectral and Panchromatic High-Resolution Satellite Imageries. 0-7803-9051-2/05

Nebel, J. & Porcile, J. (2006). La contaminación del Bosque Nativo por especies arbóreas y arbustivas exóticas.

http://www.guayubira.org.uy/monte/Contaminacion_monte_nativo_exotica s.pdf

(acceso abril 2014).

Parker, I., Simberloff, D. & W. M. Lonsdale, W (1999). Impact: toward a framework for understanding the ecological effects of invaders. Biological. Invasions 1:3–19.

Rew, L., Maxwell, B. & R. Aspinall, R. (2005). Predicting the occurrence of non indigenous species using environmental and remotely sensed data. Weed Science. 53:236–241.

Rossi, C.A., González, G.L. & Torrá, E. (2008) Evaluación forrajera de hojas y frutos de "Acacia negra" (Gleditsia triacanthos L.). Comunicación. Revista Argentina de Producción Animal 28 (1): 349-543 Sabattini, RA., S Ledesma., E Fontana & JM Diez.(2009). Revisión crítica de "Acacia Negra" Gleditsia triacanthos, Leñosa invasora de los sistemas productivos en Argentina. Dow AgroSciences http://www.dowagro.com/ar/lineadepasturas/trabajos/acacia_negra.htm.

SEMAR Secretaria de Marina. Estación Virtual de Imágenes Satelitales de Muy Alta Resolución.

http://www.semar.gob.mx/s/informacion-sector/ciencia/evismar.html

Tsai, F & Jhong Chou, M. (2006) Texture augmented analysis of high resolution satellite imagery in detecting invasive plant species. Journal of the Chinese Institute of Engineers. 29(4): 581-592

Vitousek, P., Mooney, H., Lubchenco, J., Melillo, J. (1997) *Human Domination of Earth's Ecosystems*. Science, New Series 277 (5325) pp. 494-499.

Wilfong, B., Gorchov, D. & Henry, M. (2009). *Detecting an Invasive Shrub in Deciduous Forest Understories Using Remote Sensing.* Weed Science 2009 57:512–520.

Satelite GeoEye1 http://www.aeroterra.com/p-GeoEye-1.htm (acceso Agosto 2015)

ASPECTOS TÉCNICOS DE IMÁGENES GEOEYE-1 http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/imgsatelite/doc/aspec to_tecnicos_imagenes_geoeye.pdf (acceso Agosto 2015) Geoinformacion para entender los Recursos de la Tierra

https://geoinformacion.wordpress.com/2011/10/13/clasificacion-basada-enobjetos-object-based-image-analysis-obia/ (acceso Agosto 2015)

Ayuda de ArcGis 10

Ayuda de ENVI 5.1