



ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Vol. 219, No. 2 (julio-diciembre 2020): 92 - 112

Caracterización espectral de los bosques de mangles en Cuba a través de sensores remotos: un enfoque metodológico

Remote sensing assessment of spectral characteristics of mangrove forests in Cuba: a methodological approach

Dennis Denis Ávila^{*}, [®]Emerio Alejandro Curbelo Benítez['], [®]Daryl David Cruz Flores², [®]Yarelys Ferrer-Sánchez['], [®]Fermín Lázaro Felipe Tamé^t

RESUMEN

'Facultad de Biología, Universidad de La Habana, Cuba.

²Centro de Investigación en Biodiversidad y Conservación, Universidad Autónoma del Estado de Morelos, México.

³Universidad Técnica Estatal de Quevedo, Ecuador.

⁴Jardín Botánico Nacional, Universidad de La Habana, Cuba.

*Correspondencia: dda@fbio.uh.cu

Recibido: 11 de abril de 2020 Aceptado: 20 de octubre de 2020

Conflicto de intereses: Los autores declaran que no existen conflictos de intereses.

Contribución de los autores: DDA y EABC: Concibieron la idea original y diseño de la investigación, trabajaron en el preprocesamiento de las imágenes satelitales, bicieron el análisis estadístico, diseñaron las ilustraciones, y escribieron la primera versión del manuscrito. DDCF y YFS: Participaron en el análisis de datos, actualización de la bibliografía y revisiones del manuscrito. FLFT: colaboró en el diseño de la investigación, adquirió las imágenes satelitales empleadas y participó en su preprocesamiento y en la toma de datos. Todos los autores participaron en el análisis y discusión de los resultados y en la escritura y correcciones del documento final.



Este es un artículo publicado en acceso abierto bajo una licencia Creative Commons



https://eqrcode.co/a/tGKF1W

El empleo de la información satelital para el estudio de los manglares cubanos ha sido limitado. Los métodos generalizados que obtienen datos de campo proveen perspectivas locales y de amplitud temporal restringida, insuficientes para generalizarse a bosques que se distribuyen por cientos de kilómetros de zonas costeras con alta variabilidad espacio temporal. En el presente trabajo se describe y aplica el método para evaluar las características espectrales y su variabilidad espacial de los bosques de mangles en Cuba, a partir de imágenes del Landsat 8 del año 2017, como línea base para futuros estudios. Con las imágenes procesadas se crearon mosaicos de diez índices espectrales de vegetación. La variabilidad espacial se muestreó estadísticamente a partir de 11 584 puntos que permitieron caracterizar las distribuciones de valores entre regiones, zonas costeras y los principales humedales de Cuba. Los índices se correlacionaron entre ellos, con la cobertura arbórea y con distancias a factores de influencia potencial como el mar, cuerpos de agua y poblaciones humanas. Los dos primeros componentes principales, explicaron el 80% de la varianza y permitieron detectar diferencias globales en las distribuciones de puntajes entre regiones. Los manglares de los cuatro sistemas de humedales más extensos del país mostraron patrones particulares de índices espectrales, posiblemente relacionados a sus características geomorfológicas y estructurales. Se discuten las aplicaciones de estas variables en el estudio y monitoreo de este importante ecosistema cubano y se describen sus potencialidades.

Palabras clave: ecología espacial, humedales costeros, índices espectrales de vegetación

ABSTRACT

The uses of remote sensing information for study of Cuban mangroves have been limited. Generalized methods focused on field data provide local perspectives with restricted temporal amplitude, not enough to fully describe forest distribute over thousands of squared kilometers of coastal zones with high spatial and temporal variability. In current paper we describe and apply the method to assess spectral characteristics and describe it spatial variability of Cuban mangrove forest in Cuba, from Landsat 8 imagery in 2017, as baseline for future studies. With processed imagery we create nation-wide mosaic for ten spectral vegetation indexes. Spatial variability was statistically sampled from 11 584 points to characterize values distribution among regions, coastal zones and main wetland systems of Cuba. Indexes were correlated among them, with tree cover and with distances to potential drivers such as sea line, water bodies or rivers and human populations. The two first principal components explained 80% of variance and lead to detection of global differences in scores distribution among regions. Mangrove forest of the four main wetland systems of the country showed specific spectral response patterns according to spectral indexes. Applications of this type of data in the study and monitoring of this important Cuban ecosystem were discussed and its potential described.

Keywords: coastal wetlands, spatial ecology, spectral vegetation indexes

INTRODUCCIÓN

Los bosques tropicales de mangles se encuentran entre los ecosistemas arbóreos de mayor importancia ecológica y al mismo tiempo con mayor grado de amenaza. Son bosques perennes halófitos de arquitectura simple, dominados por pocas especies arbóreas, que típicamente se desarrollan en costas fangosas bajas y en los bordes de estuarios y desembocaduras de ríos (Lugo y Snedaker, 1974; Kathiresan y Bingham, 2001). A pesar de su simplicidad estructural en comparación con otros tipos de bosques, los manglares presentan una complejidad funcional muy alta (Feller et al., 2010) y una productividad primaria muy elevada, que produce anualmente 5 ton/ha de hojarasca (Albuquerque-Ribeiro et al., 2019). Con ello se soportan extensas tramas alimentarias, tanto terrestres como marinas y contribuyen significativamente al mantenimiento de los recursos pesqueros de la zona oceánica adyacente (Lugo y Snedaker, 1974). La baja riqueza vegetal de estos ecosistemas contrasta con la importancia de su función como hábitat de fauna (Cannicci et al., 2008; Nagelkerken et al., 2008).

Por su parte, el método más extendido en la actualidad para el estudio y monitoreo de los bosques de mangle son las técnicas de sensores remotos (e.g., Giri et al., 2015; Zulfa y Norizah, 2018), dadas las dificultades logísticas que implican los estudios de campo tradicionales en estos ecosistemas (Marvin et al., 2014). Con estas técnicas se pueden identificar los manglares y diferenciarlos de las otras clases de vegetación, evaluar su productividad (Wang et al., 2010), se pueden mapear las diferencias en densidades, los estados de condición, cambios fenológicos o de otros tipos (Pastor-Guzman et al., 2018), grado de conservación (Winarso y Purwanto, 2017) y hasta en algunos casos la especie dominante (Binh et al. 2005, Selvam et al., 2003; Prasad y Gnanappazham, 2014). Sin embargo, de acuerdo con Green et al. (2000) los tres objetivos principales de las aplicaciones de sensores remotos en los manglares se han enfocado en la evaluación de los recursos, la detección de cambios y el monitoreo de usos de suelo, todo ello a partir de la determinación de áreas (cartografía). Esto ha sido considerado limitado por algunos autores (Running et al., 1994; Tucker y Townshend, 2000), ya que el simple conocimiento de la presencia o extensión de una vegetación en un paisaje (información espacial) es insuficiente para evaluar su rol en procesos ecológicos como el almacenamiento de carbono, el ciclo hidrológico o como hábitat para otras especies (Schimel et al., 2013).

Esta limitación se vence a partir de atribuir mayor importancia a la información espectral de la canopia de la vegetación, que se refiere principalmente a la interacción que tiene con la radiación solar, fundamentalmente en el espectro no visible. La canopia produce un patrón de reflectancia, entre las regiones ultravioleta y las infrarrojas de onda corta que es determinado por la composición química, que se conoce como firma espectral (Asner y Martin, 2009; Asner et al., 2011). Las propiedades espectrales proveen una vía nueva y atractiva para escalar los estudios hasta niveles paisajísticos (Kerr y Ostrovsky, 2003; Ustin et al., 2004). Se ha comprobado que el manejo de la información espectral también mejora grandemente los resultados de los estudios de mapificación, ya sea a través del uso de Componentes Principales (e.g., Green et al., 1997; Kovacs et al., 2001; Binh et al., 2005), la transformación Tassled cap (e.g., Green et al., 1998; Béland et al., 2006) o los índices espectrales de vegetación (IV) (Binh et al., 2005; Thu y Populus, 2007; Lee y Yeh, 2009). El efecto de combinar matemáticamente las bandas es superior al de utilizarlas en su forma original, porque con ello se resaltan las diferencias más obvias entre las características espectrales (Xue y Su, 2017). El empleo de esta información ha hecho surgir recientemente un nuevo campo dentro de los métodos de monitoreo de la diversidad a grandes escalas, llamado espectronómica. Este es un enfoque que utiliza y describe, conceptual y geográficamente los vínculos entre los atributos funcionales de la canopia de las especies arbóreas con sus respuestas óptico-espectrales (Asner y Martin, 2016). Estos atributos funcionales incluyen alrededor de 21 propiedades moleculares y estructurales relacionadas con procesos ecológicos. Por ejemplo, el contenido de nitrógeno y de pigmentos fotosintéticos que se relacionan con el crecimiento y la productividad, o el contenido de lignina y polifenoles que proveen defensa.

Los índices de vegetación (IV) son relaciones estadísticas o empíricas entre combinaciones aritméticas de las reflectancias de distintas bandas espectrales y alguna característica específica de las hojas o de la canopia, de las cuales provee una medida cuantitativa. Estas características pueden ser propiedades físicas o químicas de la vegetación como la densidad del follaje, el índice de área foliar, el contenido de pigmentos fotosintéticos o de agua (Jensen, 2007; Ashner y Martin, 2016). Las variables espectrales tienen como ventajas su simplicidad computacional y su precisión, además de que su potencial predictivo y para el seguimiento de

muchas propiedades de la vegetación ha sido demostrado por numerosos estudios (e.g., Dash y Curran, 2004; Gitelson, 2005; Nagendra et al., 2013; Cáceres et al., 2015), porque maximizan la sensibilidad a parámetros biofísicos y normalizan o modelan otros efectos externos o internos (Jensen, 2007). De hecho, algunas variables espectrales han sido identificadas como Variables Esenciales de Biodiversidad por el Grupo de Observación de la Tierra-Red de Observación de la Biodiversidad (GEO BON, http:// geobon.org) como apoyo al seguimiento de las Metas de Aishi (Pereira et al., 2013; Navarro et al., 2017; Jetz et al., 2019). Decenas de índices de vegetación han sido descritos y formulados, cada uno con sus propiedades y correlaciones con variables biológicas, ecológicas o geofísicas, siendo los más comúnmente empleados el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), el Índice de Vegetación Mejorado (Enhanced Vegetation Index, EVI), el Índice de Diferencia de Vegetación (Difference Vegetation Index, DVI) y el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI) (ver revisión en Verstraete et al., 1996; Huete et al., 1997; Xue y Su, 2017). Estos índices tienen una alta variabilidad entre tipos de vegetación y condiciones del trasfondo (Huete, 1988).

Cuba se encuentra entre los primeros países del mundo en cuanto a extensión relativa de sus manglares, que se estiman en cerca de 450 000 ha, o el 5% de la superficie del país, representando el 11% del área boscosa (Roman, 2018). Serafy et al. (2015), en un estudio regional para el Caribe, muestran que solo Cuba y Puerto Rico tuvieron aumentos en su cobertura de manglares entre 1993 y 2012. Estos, en Cuba, ocupan el 77% de su ecozona potencial, lo cual sugiere un alto grado de conservación (Galford et al., 2018). Sin embargo, 45% de la superficie de Cuba está enfocada en la producción agropecuaria y la forma geográfica de la isla hace que las descargas agrícolas fluyan rápidamente hacia los manglares costeros. También, el gran número de represas y embalses creadas para abastecer la agricultura y consumo humano han reducido marcadamente el flujo de agua dulce hacia las zonas costeras, con un efecto negativo en los manglares (Galford et al., 2018).

Kuenzer *et al.* (2011) compilan más de 100 estudios realizados en dos décadas previas, enfocados en estudios de manglares por medio de sensores remotos en más de 16 países, la mayoría con imágenes satelitales

de media resolución, principalmente LandSat y SPOT. Sin embargo, el empleo de la información satelital para el estudio de los manglares cubanos ha sido muy limitado (e.g., Cruz et al., 2020; Denis et al., 2020). Los métodos más generalizados para el estudio y monitoreo de la salud de estos ecosistemas se enfocan más al empleo de datos de campo (Menéndez y Guzmán, 2006; Camejo et al., 2013), aunque se ha reconocido repetidamente la meta del uso de las técnicas de sensores remotos. Además, se ha señalado que las observaciones en estudios restringidos espacialmente a pequeñas unidades proveen solo perspectivas locales, pero no son suficientes para describir bosques de manglares que se distribuyen por cientos de kilómetros de zonas costeras (Pastor-Guzman et al., 2018) y que tienen una alta variabilidad inherente. Estos estudios, además, tienen una amplitud temporal muy restringida como para evaluar con tamaños muéstrales suficientes tendencias en grandes lapsos de tiempo (de varios años a décadas) o relaciones con factores climáticos.

Dada la importancia del desarrollo de estudios regionales en estos importantes ecosistemas, y la ausencia de información en este sentido, el presente trabajo se propone como objetivo evaluar las características espectrales de los bosques de mangles en Cuba, a partir de sensores remotos, y describir su variabilidad espacial. Esta información, obtenida a partir de imágenes satelitales del año 2017, conforma una línea base para el futuro monitoreo de estos ecosistemas, así como para la evaluación de otros procesos o factores, tanto aquellos que pueden influir en su desarrollo (cambios climáticos, medidas de manejo o impactos antropogénicos) como relacionados con sus funciones y valores (productividad, secuestro de carbono o servicios ecosistémicos).

MATERIALES Y MÉTODOS

Se utilizaron 13 imágenes satelitales del Landsat 8, del año 2017, obtenidas del EROS Data Center Glovis (Global Visualization Viewer; http://www.glovis. usgs.gov), radiométrica y geométricamente corregidas. Las imágenes fueron seleccionadas lo más cercanas en fecha de adquisición, con la mejor calidad posible (rango de 0-20% de cobertura de nubes) y estuvieron en el rango entre febrero - mayo. Se procesaron en el programa ENVI 5.1 (Exelis Visual Information Solutions 2013) siguiendo el protocolo de trabajo descrito por Cruz et al. (2020). Este procesamiento incluyó básicamente la calibración radiométrica a unidades de radiancia, una

estandarización rápida por substracción de cuerpo oscuro (*Dark Substraction*) y la corrección FLAASH (*Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes*), para reducir los efectos atmosféricos. Se unieron todos los escenarios en un mismo mosaico nacional, del cual se recortó la parte marina y los cayos que por los efectos de su relativamente pequeño tamaño y del mar adyacente, pueden ser más susceptibles a distorsiones espectrales.

Con este mosaico se calcularon diez índices espectrales de vegetación, adicionales al índice NDVI, del cual se empleó un mapa ya publicado (Cruz et al., 2020). Estos índices fueron: el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI), el Índice de Vegetación Resistente a la Atmósfera (ARVI), el Índice de Diferencia de Vegetación (DVI), el Índice de Vegetación Mejorado (EVI), el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación Verde (GNDVI), el Índice de Vegetación Verde (GVI), el Índice de Área Foliar (LAI), el Índice de Vegetación Ajustada al Suelo (SAVI), el Índice de Diferencia Renormalizada de Vegetación (RDVI), el Índice de Diferencia Transformada de Vegetación (TDVI), y el Índice Visible de Resistencia a la Atmósfera (VARI). La fórmula de cada índice y otros datos se puede encontrar en la información suplementaria del trabajo. A pesar de que puede existir una alta correlación entre muchos de los índices espectrales, cada uno se ha caracterizado con base en sus diferencias en sensibilidades, propósitos y sesgos. Al índices permiten caracterizar final, todos los espectralmente las cubiertas vegetales desde distintas perspectivas y pueden ser más o menos útiles en aplicaciones particulares o condiciones distintas de la vegetación. Cada índice tiene su propia sensibilidad ante la vegetación (Fig. 1) y diferentes rangos de valores que se expresan en distintos tonos de gris, distintas capacidades de discriminación de las coberturas y diferentes grados de saturación ante la densidad de árboles. El reconocimiento de estas diferencias permite una mejor interpretación de los mapas globales para cada índice y de sus distribuciones de frecuencias. Se empleó, adicionalmente, el producto Landsat Tree Cover del año 2015 para evaluar el porcentaje de cobertura boscosa y su relación con los índices utilizados.

Para la descripción estadística de la variabilidad espacial de los índices se tomaron 11 584 puntos distribuidos regularmente de forma manual sobre los bosques de mangle, de manera que se cubrieran todos los parches de relativa importancia a nivel local. Para colocar los puntos se emplearon, como guía, imágenes de muy alta resolución espacial del *Google Earth* (escala mínima de 1:5000), en la cual son fácilmente identificables estas formaciones vegetales por la combinación de la textura, color, patrón de agregación y asociación a costas, esteros y ríos. Los puntos resultantes tuvieron una distancia media entre ellos de 250 m (mínimo 61 m). Con objetivo de comparación, una muestra de 1260 puntos fue ubicados de la misma forma sobre otras formaciones boscosas interiores (con coberturas arbóreas superiores a 70%).

En esta investigación el término "manglar" se usó en un sentido restringido, distinto al amplio y ambiguo espectro de significados que tiene en la literatura, reconocido por Blasco et al. (1998). Se empleó en el sentido de la formación boscosa halófita y no en el del ecosistema (que incluiría, además, otra vegetación asociada, cuerpos de agua y terrenos fangosos desnudos intercalados con mangles, en ocasiones dispersos en islotes). Estos bosques están formados por cuatro especies arbóreas fundamentales: Rhizophora mangle L., Avicennia germinans (L.) L., Laguncularia racemosa (L.) Gaertn. f. y Conocarpus erectus L. Por esta razón, los puntos, aunque pueden incluir zonas donde la cobertura vegetal no es absoluta fueron seleccionados de manera tal que la respuesta espectral del pixel fuera dominada por la vegetación arbórea, minimizando el efecto del agua o del suelo. Los valores de cada índice extraídos de los puntos de muestreo fueron filtrados de forma independiente y se eliminó el 5% de los valores extremos, por cuanto podrían constituir outliers (por lo que el tamaño de muestra final no fue el mismo entre índices).

Todo el trabajo con los datos geográficos se realizó en el ArcGis 10.5. Los datos obtenidos se describieron a partir de estadísticos de tendencia central y variabilidad en el programa Statistica 8.0. Como estadístico de tendencia central se halló la mediana y para describir la variabilidad se emplearon los rangos intercuartiles. Se realizaron comparaciones univariadas de los índices espectrales de vegetación por medio de pruebas de Montecarlo, en el programa PopTools v.3.15, entre las medianas de las tres zonas en las que se divide la isla de Cuba: Occidente, Centro y Oriente; entre las vertientes norte y sur de la isla principal, entre los cuatro sistemas de humedales más extensos (Ciénaga de Lanier, Ciénagas de Zapata, Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila (GHNCA) y Ciénaga de Birama) y entre las nueve zonas costeras identificadas para Cuba por Areces (2002) (Fig. 2).



Denis et al.: Caracterización espectral de los manglares en Cuba

Figura 1. Comparación entre los valores relativos mapeados de cada índice espectral calculado para la caracterización espectral de los manglares de Cuba. Para la escala de grises los valores de los índices se re-escalaron entre 1 y 255. La primera imagen muestra la zona representada en una imagen de alta resolución espacial del *Google Earth*.

Figure 1. Comparison among relative spectral indexes maps used to spectrally describe mangrove forest in Cuba. For the gray scale values were re-sized between 1 and 255. The first image shows same area in a high spatial resolution of Google Earth.

Los índices se condensaron con un Análisis de Componentes Principales, para controlar los niveles de redundancia en su información y los puntajes de los primeros componentes fueron incluidos como variables de resumen en las comparaciones. Se correlacionaron los valores de los índices con tres variables geográficas que pudieran influir en ellos o reflejar el efecto de promotores de cambios: la distancia a la costa más cercana, a ríos y a asentamientos humanos. En el caso de los poblados, fueron categorizados en medianos (menos de 2000 habitantes), grandes (entre 2000 y 20 000 habitantes) y ciudades (más de 20 000 habitantes). Toda la información asociada a esta investigación (datos, mapas, imágenes satelitales) está disponible libremente en el repositorio (*Figshare,* https://figshare.com/s/65f3254da260e44894bd).



Figura 2. Mapa con la regionalización de las zonas costeras y la ubicación de los principales sistemas de humedales, empleados en el presente trabajo para la descripción de la distribución espacial de las propiedades espectrales de los manglares en Cuba. 1) Ciénagas de Zapata, 2) Ciénaga de Lanier, 3) Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila y 4) Ciénaga de Birama.

Figure 2. Map showing regionalization of coastal zones and main wetlands systems, used in current paper to describe spatial variation of mangroves spectral properties in Cuba.1) Zapata Swamp, 2) Lanier swamp, 3) Great Wetland of the North of Ciego de Avila and 4) Birama Swamp.

RESULTADOS

Los valores de los índices espectrales de vegetación de los manglares muestran distribuciones de frecuencias características (Fig. 3). En general, la mayoría se caracterizó por distribuciones de largas colas, siendo el TDVI el caso extremo al concentrase el 99% de los valores del índice en el 40% de los puntos. Se exceptúan de este comportamiento el DVI y GVI, cuvas distribuciones fueron las más regulares, simétricas y centradas. Los histogramas de EVI, LAI y particularmente SAVI, fueron notablemente irregulares. Las distribuciones de ARVI, NDVI, TDVI y RDVI fueron más marcadamente asimétricas hacia los valores mayores.

Muchos de los índices espectrales de vegetación presentaron correlaciones entre sí, lo cual se manifiesta en los manglares estudiados (Fig. 4). Las máximas correlaciones aparecieron entre TDVI, SAVI y EVI, así como entre GVI con RDVI y DVI, todas con valores superiores al 90%. El GNDVI fue el que menores valores de correlación tuvo con el resto de los índices, nunca superando 0.56. Todo lo anterior indica que poseen información redundante y si se emplean simultáneamente deben ser ortogonalizados. Con excepción del DVI, todos los índices mostraron una relación directa más o menos marcada con la cobertura arbórea (Fig. 5). La saturación no fue evidente, al menos hasta el 80% de cobertura máxima empleada, aunque las mayores tendencias aparecieron en VARI y LAI. Todos los índices tuvieron marcadas variabilidades a valores bajos de cobertura, reflejando la influencia del sustrato.

Los IV mostraron correlaciones débiles con las distancias al mar y a fuentes de agua, y con algunas excepciones, a los asentamientos humanos (Fig. 6). Los índices GNDVI y RDVI tuvieron las mayores correlaciones con la distancia al mar, siendo VARI quien menor influencia mostró con esta variable. Las correlaciones fueron positivas, excepto con la distancia a ríos y arroyos. Con esta última variable, las máximas correlaciones fueron de EVI, TDVI y SAVI. El índice LAI no mostró correlación alguna con la distancia a poblados pequeños y medianos, pero si con la distancia a ciudades, que fue la variable menos relacionada a los índices espectrales de forma general, al no mostrar asociación con cinco de ellos (ARVI, DVI, EVI, TDVI y SAVI). Sin embargo, de todas las variables fue la que mostró las máximas correlaciones, superiores a 0,15, con el NDVI y el RDVI.





Figura 3. Distribución de frecuencias de los valores de los índices de vegetación empleados en la caracterización de los manglares de Cuba en el año 2017.

Figure 3. Frequency distribution of vegetation spectral indexes values used to describe mangrove forest in Cuba in 2017.

Al comparar las distribuciones de los valores de los índices de vegetación obtenidos en los manglares con los obtenidos en bosques interiores se observan las diferencias más marcadas entre valores centrales en tres de ellos (DVI, SAVI, GVI) (Fig. 7). El índice LAI es el único con valores medios menores en bosques interiores que en manglares.

El Análisis de Componentes Principales (ACP), desarrollado para reducir la dimensionalidad de la información espectral y ortogonalizar el efecto de los índices, mostró que el 95% de la varianza se alcanza con los primeros seis componentes, pero con solo los dos primeros ya se explica el 80% (Fig. 8). La concentración de los puntos en este espacio multidimensional y la alta homogeneidad de aporte de cada índice de vegetación al primer eje, apoyan su uso como medida de resumen para comparaciones o análisis globales. Al segundo componente, los índices DVI y GVI son los que más aportan, seguidos de GNDVI, RDVI y ARVI.

La distribución de frecuencias de los puntajes del CP1 en distintas áreas geográficas muestra que no existen diferencias en los valores medios a escala nacional (Fig. 9). Los valores espectrales de los manglares de la zona occidental, sin embargo, tienen una distribución más regular y simétrica, mientras que en la región central es más asimétrica hacia los valores negativos. Lo mismo sucede con los manglares de la costa sur en relación con los de la costa norte de la isla central. Las zonas costeras también mostraron distribuciones de valores diferentes. Aquí, zonas como la Sur - Oriental y Sur - Central presentaron distribuciones similares, mientras que algunas regiones como Guanahacabibes y Guamuhaya presentaron distribuciones totalmente diferentes al resto. En este caso, sin embargo, no puede descartarse el efecto de las diferencias en tamaños muestrales que se relaciona directamente con la extensión relativa de los manglares por cada región. A pesar de ello, lo más probable es que la forma de las distribuciones refleje las características geomorfológicas de las costas de cada una de las regiones.

Las combinaciones de valores medios de los índices espectrales permiten individualizar a los cuatro sistemas de humedales más extensos del país (Fig. 10A). En general, los índices fueron mucho más bajos en la ciénaga de Lanier y en la de Birama, diferenciándose entre ellos por el índice LAI (mayor en Lanier) y el EVI (mayor en Birama). Los manglares con valores superiores en la mayoría de los índices espectrales fueron los del Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila, solo superados por el LAI de la ciénaga de Zapata.

Las distribuciones de valores del puntaje del primer componente principal también reflejaron estas diferencias, siendo más similares las distribuciones de valores en la ciénaga de Birama y de Lanier en cuanto a sus valores medios (Fig. 10B). En los humedales del Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila y de la ciénaga de Lanier, existieron muchos más valores extremos, posiblemente reflejando una gama mucho más amplia de condiciones ambientales de los manglares.

DISCUSIÓN

En el presente trabajo se hace, por primera vez, una caracterización detallada de las respuestas espectrales de la vegetación de manglar para Cuba, a partir de una colección de índices de vegetación. La obtención y el empleo de índices espectrales de vegetación son sencillos, pero necesitan de mayor esclarecimiento debido a que no son de interpretación directa o intuitiva como otras medidas tradicionales de la vegetación. Los índices de vegetación son una forma más de combinar los datos espectrales, como el análisis de los componentes principales y la transformación *tassled cap* (Kauth y Thomas, 1976; Chaudhury, 1990; Jensen, 1991). Sin embargo, la mayoría de las aplicaciones de sensores remotos en estudios de vegetación en Cuba se

enfocan en su mapificación y emplean los datos de las reflectancias en las bandas nativas (e.g., Ramón *et al.* 2013; Estrada *et al.*, 2015).

El empleo de las imágenes *Landsat* es suficiente para este tipo de análisis regional, a pesar de su resolución espacial media (30 m), porque es suficiente para capturar la heterogeneidad espacial a escalas más amplias mientras mantiene una resolución espectral suficiente como para calcular índices de banda ancha, altamente correlacionados con parámetros bioquímicos como la concentración de clorofila (Blasco *et al.*, 1998; Giri *et al.*, 2011; Nagendra *et al.*, 2012). Pastor-Guzmán *et al.* (2015) al evaluar la capacidad de 21 índices espectrales de vegetación (13 de bandas estrechas o hiperespectrales y ocho de banda ancha) para predecir el

	GVI	SAVI	TDVI	RDVI	GNDVI	VARI	LAI	EVI	DVI	ARVI	NDVI
GVI	A	-		/		1		- Aller	/		1
SAVI	0.79		1	1	1	1	1	/	F	1	1
TDVI	0.74	0.92		-	-		-	-	A CONTRACTOR		/
RDVI	0,95	0.82	0.82	A		/		1	1	1	
GNDVI	0.38	0.48	0.45	0.41			-		and the second	-	-
VARI	0.79	0.75	0.69	0.77	0.31	A	X		1	1	1
LAI	0.65	0.7	0.7	0.69	0.31	0.65			-		
EVI	0.77	0,98	0.96	0.82	0.48	0.72	0.7		T	/	
DVI	0.94	0.8	0.74	0.88	0.36	0.72	0.65	0.78	A		1
ARVI	0.56	0.66	0.67	0.59	0.39	0.56	0.57	0.67	0.58	A	
NDVI	0.69	0.76	0.75	0.72	0.43	0.71	0.6	0.76	0.62	0.61	Á

Figura 4. Estructura de correlaciones entre los índices espectrales de vegetación empleados para la caracterización espectral de los manglares de Cuba en el año 2017. La diagonal muestra la forma general del histograma del índice y los óvalos por debajo de la diagonal se relacionan al índice de correlación en forma e intensidad del gris.

Figure 4. Correlation structures among vegetation indexes used to spectrally describe Cuban mangroves in 2017. Along the diagonal appear the general shape of each index's histogram and underlying ovals are related to the correlation coefficient in shape and gray intensity.

contenido de clorofila en las hojas de los manglares demuestran el valor del *Landsat* 8 en su estimación a nivel de paisaje, en extensiones muy amplias o donde las mediciones directas de campo no son practicables. Además, varios mapas de los manglares a nivel mundial se han desarrollado con estas imágenes, como el de Spalding *et al.* (2010), Giri *et al.* (2011) y Hamilton y Casey (2016), con muy buenos resultados y que han servido de base a programas internacionales como el *Global Mangrove Forest Watch* y la *International Society for Mangrove Ecosystems* (ISME). Este trabajo presenta una primera aproximación a este tipo de estudio, con una muestra limitada de índices espectrales, de los cuales, hasta la fecha se han propuesto y empleado centenares para muchos estudios de sensores remotos. La selección de los índices empleados en esta contribución se hizo siguiendo su caracterización en términos de propiedades que reflejan y efectos que controlan, así como sus usos previos en estudios de manglares. Los valores de los índices de vegetación entre estudios solo pueden ser comparados groso modo, porque, como se ha señalado previamente,



Figura 5. Comportamiento de los índices espectrales de vegetación en relación con la cobertura arbórea (%) por el producto Landsat Tree Cover, en los manglares de Cuba.

Figure 5. Trends in spectral vegetation indexes with tree cover (%) by Landsat Tree Cover product, in Cuban mangrove forest.



Denis et al.: Caracterización espectral de los manglares en Cuba

Figura 6. Magnitud de las correlaciones entre los diferentes índices de vegetación y las distancias a elementos de posible influencia para los manglares en Cuba. (ns: no significativa).

Figure 6. Strength of correlation among spectral vegetation indexes and distances toward elements of possible influence for mangrove forest in Cuba. (ns: non-significance).

tienen la desventaja de ser sensor-específicos, sitioespecíficos y la mayoría no controla totalmente la variabilidad impuesta por las diferencias en la densidad del follaje. En un trabajo relativamente similar al actual, Días (2007) en Filipinas, emplea imágenes ASTER con las bandas calibradas en radiancia (L1B) para calcular nueve índices de vegetación, entre ellos tres de los mismos utilizados en el presente trabajo (DVI, NDVI y SAVI), y obtener los mapas correspondientes. Cinco de los índices espectrales empleados en el presente trabajo también estuvieron incluidos entre los 20 que utiliza Susan *et al.* (2011), quienes exponen su capacidad para medir la fracción de cobertura vegetal del desierto de Esfahan, en Irán (NDVI, DVI, SAVI, GNDVI y RDVI).

El NDVI es el índice más ampliamente utilizado y su valor se ha demostrado de manera repetida en estudios fenológicos (Adole et al., 2016; Julien y Sobrino, 2009). Amplios resúmenes del valor y limitaciones de este índice aparecen en Kerr y Ostrovsky (2003), Duro et al. (2007) y Gillespie et al. (2008). Para Cuba, ya existe el antecedente de Cruz et al. (2020) quienes describen su dinámica espacial y temporal a nivel nacional. Denis et al. (2020) emplean este índice junto al EVI para describir la variación espacio-temporal de la respuesta espectral en manglares de La Habana. Hendrawan y Susilo (2018) y Pasaribu et al. (2020) lo utilizan para estimar las densidades de manglares, logrando un 92.5% de exactitud en las clasificaciones. Según estos autores, los manglares con densidades ralas tienen valores de NDVI inferior a 0.6; con densidades moderadas tienen entre 0.6 y 0.76 y valores superiores en altas densidades.

El ARVI y el SAVI son índices que mejoran las propiedades del NDVI al controlar mejor los efectos de la atmósfera y el efecto de trasfondo del suelo, respectivamente (Kaufman y Tanre, 1992; Rondeaux *et al.*, 1996). El GNDVI es una variante del NDVI que sustituye la banda roja por la verde y se ha relacionado más directamente a la concentración de clorofila de las hojas (Gitelson *et al.*, 1996; Pastor-Guzman *et al.*, 2015). Aunque la concentración de clorofila de las hojas es muy variable por su incremento con la edad y estado de crecimiento de la hoja (Wang y Lin, 1999), utilizando modelos lineales creados a partir de este índice se ha podido mapear la distribución de la densidad de clorofila en los manglares.

El EVI es un índice de vegetación alternativo al NDVI, desarrollado inicialmente para el MODIS, y tiene la ventaja de que es más sensible al verdor de la canopia en bosques muy densos; por tanto, tiene mayor sensibilidad a las altas biomasas a las cuales el NDVI se satura. También es más resistente a los efectos del sustrato y atmosféricos (Jian et al., 2008; Rossi et al., 2013). Por estas razones, ha sido específicamente recomendado para evaluación de manglares, al eliminar el ruido subpixelar asociado a residuos y nubes, e indicar mejor el verdor de la vegetación sobre suelos usualmente oscuros (Rahman et al., 2013). Este índice en el estudio de Gao et al. (2000) presenta la mayor variabilidad en las medidas fenológicas, lo cual puede responder a que es un índice primariamente sensible a las propiedades estructurales de la canopia, como el LAI, la cobertura y la estructura de las hojas. Pastor-Guzman et al. (2018) también encuentran que el NDVI,



Figura 7. Comparación entre los valores de los índices espectrales de vegetación empleados en la caracterización de los manglares de Cuba con los análogos en otras zonas boscosas interiores, en el año 2017. Se representa además la mediana (punto), la distancia intercuartiles (línea) y el número de puntos muestreados.

Figure 7. Comparison among spectral vegetation indexes used to describe mangrove forest with equivalents in inner forest zones; in Cuba in 2017. Also, appear the median (dot), interquartile distance (lines) and the number of sampled points.



Denis et al.: Caracterización espectral de los manglares en Cuba

Figura 8. Espacio de ordenamiento del ACP de los índices espectrales de vegetación empleados en la caracterización de los manglares de Cuba en el año 2017. El mapa de calor representa la densidad de puntos según un kernel gausiano de radio 0.563. Se representa, además, el porcentaje de varianza de cada eje y la contribución relativa de cada índice de vegetación a los primeros componentes.

Figure 8. Ordering space from PCA with spectral vegetation indexes used to describe mangrove forest in Cuba during 2017. Color scale represents a Gaussian kernel with 0.563 radii. It is represented as well, the percentage of explained variance of each axe and the relative contribution of every spectral index to both components.

el EVI y el GNDVI se correlacionan estadísticamente con la temperatura y la salinidad. En términos comparativos, debe tenerse en cuenta que el EVI calculado por el producto MODIS 13Q1 V006 se computa con una ecuación de dos bandas (Didan *et al.*, 2015), no con la utilizada en el presente trabajo que también utiliza la banda azul.

El LAI es un importante índice utilizado para estimar la cobertura del dosel, se define como la mitad del área verde de hojas por unidad de superficie del suelo (GCOS, 2011) y en términos de sensores remotos representa la fracción de radiación solar directa que penetra en la canopia. Es la tasa entre los flujos luminosos encima y debajo de la canopia, dado por un coeficiente de extinción (k), y corregido por el ángulo de la luz en relación con el zenith según la fórmula dada por English et al. (1994). Para los manglares son usados valores de k de 0.525 (Green et al., 2014). En el presente trabajo, sin embargo, se estima a través de la ecuación desarrollada por Boegh et al. (2002) a partir del EVI, que emplea las bandas NIR (infrarrojo cercano), rojo y azul y tiene alta sensibilidad en regiones de alta biomasa mientras minimiza las influencias del suelo y la atmósfera. El resto de los índices también son interpretables en términos de funciones específicas que pueden se encontradas en las revisiones de Verstraete *et al.* (1996) y Moran *et al.* (1997).

El método seguido en este trabajo, de remuestrear los escenarios mapificados de los índices, no es lo frecuente en estudios geográficos, donde se suelen extraer las estadísticas globales de las coberturas obtenidas. Se decidió seguir este enfoque con una justificación estadística, tratar de capturar mejor la variabilidad a partir de emplear un diseño de efectos aleatorios y no uno fijo. Este enfoque, además, facilitó el manejo de los datos ya que el número total de valores, al tener los mapas una resolución espacial de 30 m, sobrepasaba los 640 millones por cada índice, y por ello su análisis v representación estadístico gráfica se hacía computacionalmente muy demandante.

Las caracterizaciones de los índices a partir de sus histogramas, representaron las distribuciones de abundancias relativas de los valores en una región, aportando información sobre su distribución espacial y variabilidad más allá de un simple estadístico descriptivo. La comparación de estas distribuciones entre índices diferentes no brindó información sobre



Figura 9. Comparación de las distribuciones de los puntajes del primer Componente Principal que resume la información de los índices espectrales de vegetación para los manglares en diferentes regiones de Cuba. Se muestran las comparaciones entre regiones occidental, central, oriental (A); entre las vertientes norte y sur de la isla mayor (B) y según las zonas costeras (C) definidas por Areces (2002) para Cuba (P según las pruebas de Montecarlo, letras diferentes indican diferencias significativas, P < 0.05). En todos los casos los diagramas de cajas y bigotes representan la mediana, la distancia intercuartil y el rango de los valores.

Figure 9. Comparison of frequency distribution of scores of the first Principal Component summarizing information from spectral vegetation indexes for mangrove forests in different Cuban regions. Comparisons are showed among western, central and eastern region (A); among north and south coasts of the main island (B) and among coastal zones (C) defined by Areces (2002) for Cuba.(*P* from Monte Carlo tests, letters indicate significant differences, P < 0.05).In every case box and plots represent the median, interquartile distances and data range.

los lugares sino más bien sobre la naturaleza de los propios índices. Como se observó, la mayoría de estos presentaron distribuciones asimétricas, inclinadas hacia el extremo superior, pero mantienen colas largas que pueden reflejar valores asociados a pixeles no vegetados intercalados entre los mangles, o efectos aleatorios atmosféricos o de trasfondo. Además, este estudio se enfocó en los manglares como si fueran coberturas simples, pero realmente un manglar es un mosaico complejo, fragmentado, que incluye parches de árboles de diferentes edades y grados de desarrollo, áreas abiertas, discontinuidades con espejos de agua con una gran complejidad estructural y espacial. Incluso la parte boscosa del manglar es heterogénea, compuesta de varias especies e individuos de diferentes edades y grados de desarrollo. Por tanto, puede diferir espacialmente la respuesta espectral y esta diversidad estructural se refleja en una mayor variabilidad. Aunque los árboles de mangle son dominantes, en algunos lugares más hacia el borde interior del ecosistema (hacia la tierra), existen parches de otros tipos de vegetación embebidas en las matrices de mangles, como comunidades herbáceas u otras formaciones arbustivas y arbóreas (Batllori-Sampedro y Febles-Patrón, 2007).



Denis et al.: Caracterización espectral de los manglares en Cuba

Figura 10. Comparación de los índices de vegetación (A) y el puntaje del primer componente principal que los recoge (B), para los manglares de los cuatro principales sistemas de humedales de Cuba en el año 2017.

Figure 10. Comparison among spectral vegetation indexes (A) and first principal component scores summarizing them (B), in mangroves of the main four wetlands systems of Cuba in 2017.

Esta heterogeneidad provoca el amplio grado de dispersión de los valores espectrales, que incluso aumentaría mucho más con el empleo de imágenes de mayor resolución. De cualquier manera, la información más precisa sobre las cubiertas de manglares se obtendría de las comparaciones de las distribuciones de un mismo índice entre localidades diferentes.

Al igual que con la comparación de los histogramas, el análisis de los patrones de asociación entre los índices brindó información sobre sus propiedades. La primera propiedad que salta a la vista fue su no linealidad. La ausencia de relaciones lineales entre los índices y los indicadores biofísicos con los cuales se relacionan (área foliar, biomasa, clorofila) ha sido mencionada como desventaja de los índices de vegetación (e.g., Myneni *et al.*, 1995, 2002; Huete *et al.*, 2002), y aquí se demostró que aparece también entre ellos. También saltan a la vista las estrechas relaciones en algunos casos, como entre SAVI - TDVI, EVI - SAVI y EVI -TDVI, lo que sugiere altos niveles de redundancia en la información que brindan.

De igual manera, los índices mostraron, en mayor o menor medida, una alta relación con la densidad de cobertura boscosa. Esto también se ha descrito en la literatura como una de las desventajas de muchos índices: por ejemplo, Monsef y Smith (2017) obtienen relaciones no lineales significativas con el porcentaje de cobertura de la canopia para nueve índices de vegetación, entre ellos el NDVI, DVI y tres variantes de SAVI. Una relación lineal significativa es ventajosa para la evaluación del grado de cobertura, pero cuando se quieren describir otros parámetros biofísicos, se convierte en una covariable difícil de controlar. De forma consistente con Diaz y Blackburn (2003), en el presente trabajo el DVI fue el índice menos afectado por los niveles de cobertura, seguido del GVI, lo cual los hace ideales para estudios donde este efecto no se quiera tener en cuenta. Esta relación se hace más controlar cuando compleja de se comporta asintóticamente, saturándose el índice y dejando de responder ante variaciones en coberturas densas, como sucedió de forma marcada en VARI y LAI. El NDVI, a pesar de haberse mencionado este problema de saturación en muchos otros estudios (e.g., Sellers, 1985; Baret y Guyot, 1991; Gitelson et al., 2002; 2003), no lo mostró aquí de forma marcada, posiblemente, porque la mayoría de los valores de cobertura estaban incluidos en el rango efectivo del índice. En otros casos uno de los factores que contribuyen a este comportamiento en coberturas poco densas es el efecto del sustrato o trasfondo (background), que los afecta de manera diferente. De manera general, esta saturación tiene efectos importantes en la sensibilidad ante cambios en monitoreos, al hacer indetectables cambios los marcados en los bosques más densos.

Las correlaciones de los índices con posibles factores geográficos y antropogénicos de influencia mostraron que, mientras más cercanos estaban al mar, mayores eran los valores de los índices, lo que era esperable en este tipo de ecosistema. Sin embargo, un comportamiento inverso se detectó en relación con otros cuerpos de agua y en este caso no necesariamente esta tendencia tiene que reflejar un proceso ecológico, sino que puede estar asociada al ruido que las superficies de agua incluyen por su fuerte absorción de las bandas espectrales infrarrojas, además de que en los huecos de la cobertura asociados a los cuerpos de agua hay mayor efecto de las sombras. Si bien la distancia a ciudades fue la variable que estuvo correlacionada con menor cantidad de índices, en estos casos las correlaciones fueron de las más elevadas y su efecto puede deberse a las influencias negativas de la actividad antropogénica. Denis et al. (2020) en manglares periurbanos de la ciudad de La Habana encuentran una asociación entre estos índices y los grados de conservación de las localidades, sustentando la idea de que las variables espectrales podrían servir de base para crear un sistema de evaluación conservacionista de estos ecosistemas a escala nacional, para lo cual el presente trabajo pudiera servir de base.

La comparación de los patrones de respuesta espectral de los manglares con los de los bosques interiores, permite corroborar la utilidad de estos índices para estudios de mapificación. Cada formación tiene un conjunto de propiedades físico-químicas, fisionómicas y biogeográficas particulares, que se reflejan en la manera en que se absorben las distintas longitudes de onda de la luz y que ameritan su estudio más detallado en los bosques de Cuba. En este sentido, la combinación de respuestas espectrales ante distintas combinaciones de índices de vegetación puede conformar una firma espectral secundaria (la primaria sería la relacionada a la reflectancia en las bandas nativas) o confeccionar una librería espectral con valor práctico para la discriminación e identificación de las formaciones vegetales. El estudio de las firmas espectrales de las especies de mangles y sus variaciones en los manglares es limitado y poco frecuente (Boon et al., 2011; Arfan et al., 2015), en contraposición con la abundancia de estudios que emplean la información satelital para su mapificación. Sin embargo, en estos estudios, combinar otras variables adicionales de naturaleza geográfica y no espectral también podría ser muy informativo, como la distancia a la costa, la elevación sobre el nivel del mar y

la pendiente, ya que permiten identificar lugares donde la combinación de estas propiedades hace poco probable el desarrollo de los mangles.

La alta dimensionalidad y las correlaciones entre los numerosos índices que pueden describir la cobertura vegetal se convierten en un problema práctico para el manejo de datos. Por esta razón, desde el inicio de los estudios con sensores remotos se han buscado vías para reducirla. El ACP desarrollado en este trabajo con los índices en los manglares muestra que el puntaje del primer componente puede ser una variable derivada útil en estudios de evaluaciones globales ya que contiene un aporte equi proporcional de cada uno y explica casi el 70% de la varianza global. Esto, sin embargo, tiene la desventaja de que, al reunir tantos aportes en una única cifra, el efecto individual de cada uno se pierde y la explicación de las posibles diferencias encontradas se hace un tanto inespecífica, como sucede con la comparación entre los principales sistemas de humedales cubanos.

Las diferencias en el comportamiento espectral global de los manglares entre las ciénagas de Zapata, Lanier, Birama y el Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila pueden responder a distintas proporciones de áreas cubiertas por manifestaciones diferentes de la estructura del manglar. En la ciénaga de Zapata, por ejemplo, existen zonas muy amplias cíclicamente anegadas por el efecto de las mareas, con manglares dispersos y muy fragmentados, al ser un humedal de origen tectónico. Mientras, en la ciénaga de Birama abundan extensos saladares de manglares muertos y complejas tramas de esteros y lagunas, sobre todo en la porción al sur de la desembocadura del río Cauto, siendo un humedal típicamente estuarino. Los manglares del Gran Humedal del Norte de Ciego de Ávila, por otra parte, se concentran en una amplia zona costera, que recibe el influjo de agua dulce de la cuenca hidrográfica La Yana, y el efecto de tres extensos acuatorios naturales: las lagunas de La Leche y La Redonda, y las lagunas someras del sur de la Loma de Cunagua. En su conjunto, este humedal se encuentra en una llanura lacuno - palustre acumulativa que continúa con los fondos bajos de las lagunas costeras que separan la isla central de Cuba de los cayos del archipiélago de Sabana Camagüey. La ciénaga de Lanier es una de las menos estudiadas en Cuba y se necesita más información básica de campo para poder interpretar a cabalidad su respuesta espectral.

A pesar de ser lo más común, el empleo de los datos espectrales no debe limitarse a evaluar coberturas y detectar sus cambios (Running et al., 1994; Tucker y Townshend, 2000). Los datos espectrales pueden servir de punto de partida para otros estudios conservacionistas, ecológicos o fenológicos, como el desarrollado por Pastor-Guzmán et al. (2018), quienes detectaron que, si bien los manglares son bosques siempreverdes, la variación temporal de los índices de vegetación sugiere una variación estacional del verdor, detectable incluso con datos de sensores remotos de resoluciones moderadas (500 m).

La descripción espectral de los manglares cubanos presentada en este trabajo es solo un paso inicial para el empleo de esta información en otros tipos de estudio. Específicamente, aquellos que utilizan la mapificación de las extensiones de mangles se pueden ver muy favorecidos, por la importancia ya mencionada de los índices para eficientes discriminaciones de las zonas de mangles. Monsef y Smith (2017) presentan un método mejorado para obtener mapas de los manglares, sustituyendo las bandas originales de los satélites tradicionalmente empleadas en las clasificaciones por siete índices de vegetación: NDVI, IR (Infrared Index), LAI, GARI (Green Atmospherically Resistant Index), OSAVI (Optimized Soil Adjusted Vegetation Index), NDBI (Normalized Difference Built-up Index) y NDWI (Normalized Difference Water Index). Estos controlan los efectos de factores dominantes en la reflectancia de este tipo de vegetación, como el sustrato, agua, arenas, troncos, sombras y detritos.

Con los índices descritos en este trabajo se puede crear una librería espectral para la aplicación de un algoritmo de segregación (Unmixing algorithms) que permita identificar, discriminar o mapificar los manglares y diferenciarlos de los demás tipos de coberturas, incluso a niveles subpixelares. Este algoritmo se basa en las asunciones de que existen pixeles puros (que representan cada categoría a identificar) y que se emplean para construir la librería o son identificados por comparación directa con ella. La respuesta espectral en los pixeles mixtos se asume que son combinaciones lineales de los espectros de los pixeles puros (Small, 2004). Este procedimiento ha brindado muy buenos resultados para las clasificaciones de las imágenes satelitales (Drake v White, 1991; Hu et al., 1999; Dobigeon et al., 2008). Con su aplicación pueden obtenerse evaluaciones más precisas de las áreas de manglares en Cuba y sus cambios temporales.

Para lograr la generalización de estas herramientas, debe vencerse una limitación fundamental. Los botánicos y ecólogos tradicionalmente han trabajado en escalas espaciales y temporales pequeñas y en este contexto se ha desarrollado una gran parte del aparato teórico metodológico. Los sensores remotos, por otra parte, trabajan en áreas mucho más extensas con resoluciones temporales más amplias y esta diferencia hace que el trabajo integrativo sea muy difícil por la falta de un marco de referencia común (Pettorelli et al., 2014). Los mayores avances actuales en este campo no radican solo en el conocimiento de las relaciones individuales entre los tipos de datos (biofísicos, espectrales y filogenéticos) sino más en la manera en que son estandarizados, analizados, integrados y empleados. De forma paralela, se están desarrollando nuevas generaciones de instrumentos de medición y mapificación como los recientes modelos de espectrómetros VSWIR (Visible to Shortwave Infrared) de alta fidelidad, que sin duda impulsarán a un nuevo nivel estos estudios. Múltiples esfuerzos internacionales están garantizando que muchos de los productos satelitales útiles para las aplicaciones científicas estén disponibles libremente sin restricciones económicas para los investigadores. La capacidad para el estudio regional y global de la dinámica y propiedades de los manglares y de la vegetación, en general, se incrementará a medida que sensores más avanzados y nuevos algoritmos de procesamiento de los datos espectrales se hagan disponibles.

CONCLUSIONES

Las combinaciones de índices espectrales de vegetación de los manglares demostraron potencial para diferenciar regiones o zonas. Estas diferencias pueden responder a múltiples factores estructurales y a diferencias en la cobertura arbórea, con la cual mostraron relaciones directas. Las diferencias también pueden ser explicadas por las distancias al mar y a fuentes de agua, y en algunos casos con efectos provenientes de los asentamientos humanos. Ya a nivel regional, las combinaciones de índices permiten individualizar a los cuatro sistemas de humedales más extensos del país. De forma global, las respuestas espectrales totales tienen comportamientos similares a nivel nacional, aunque algunas regiones como Guanahacabibes y Guamuhaya mostraron distribuciones de frecuencias diferentes.

La descripción general de los patrones espectrales a esta escala solo sienta una línea base general y producen los

mapas que pueden ser empleados para evaluaciones locales futuras, pero por la misma escala estos patrones son difíciles de interpretar en término de propiedades ecológicas y botánicas básicas. No debe esperarse que los datos obtenidos por sensores remotos sean equivalentes o comparables con los que se obtienen en el campo, ni tienen el mismo tipo de interpretación. Se necesita una consideración muy sólida de cuáles productos espectrales son adecuados o no para cada análisis deseado (Neumann et al., 2015). Sin embargo, la metodología utilizada puede servir para afrontar estudios similares sobre todo a escalas más locales en las cuales los resultados espectrales pueden ser contrastados con datos de campo. A pesar de esto, los sensores remotos se han reconocido como uno de los enfoques más promisorios para el monitoreo regional o global de la biodiversidad en su conjunto. Los mapas de los índices producidos en este trabajo pueden también servir de base a proyectos de cartografía o evaluaciones de áreas.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen los aportes de dos revisores anónimos que contribuyeron a la mejora del manuscrito inicial.

LITERATURA CITADA

- Adole T, Dash J, Atkinson PM. 2016. A systematic review of vegetation phenology in Africa. *Ecological Informatics.* 34: 117-128.
- Albuquerque-Ribeiro R, Scarlate A, Twilley RR, Castañeda-Moya E. 2019. Spatial variability of mangrove primary productivity in the neotropics. *Ecosphere*. 10: 1-13.
- Areces AJ (Ed.). 2002. Ecoregionalización y clasificación de hábitats marinos en la plataforma cubana. Resultados del Taller celebrado del 20 al 23 de mayo del 2002. Instituto de Oceanología, World Wildlife Fund-Canada, Environmental Defense, Centro Nacional de Áreas Protegidas. La Habana.
- Arfan A, Toriman ME, Maru R, Nyompa S. 2015. Reflectance characteristic of mangrove species using spectroradiometer HR-1024 in Suppa Coast, Pinrang, South Sulawesi, Indonesia. *Asian Journal of Applied Sciences.* 3: 642-648.
- Asner GP, Martin RE. 2009. Airborne spectranomics: Mapping canopy chemical and taxonomic diversity in tropical forests. *Frontiers in Ecology and Environment*. 7: 269-276.

- Asner GP, Martin RE. 2016. Spectranomics: Emerging science and conservation opportunities at the interface of biodiversity and remote sensing. *Global Ecology and Conservation.* 8: 212-219.
- Asner GP, Martin RE, Knapp DE, Tupayachi R, Anderson C, Carranza L, Martinez P, Houcheime M, Sinca F, Weiss P. 2011.Spectroscopy of canopy chemicals in humid tropical forests. *Remote Sensing of Environment.* 115: 3587-3598.
- Baret F, Guyot G. 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and PAR assessment. *Remote Sensing of Environment.* 35: 161-173.
- Batllori-Sampedro E, Febles-Patrón JL. 2007. Límites máximos permisibles para el aprovechamiento del ecosistema de manglar. *Gacela Ecológica INE-SEMARNAT*. 82: 5-23.
- Bèland M, Goita K, Bonn F, Pham TTH. 2006. Assessment of land-cover changes related to shrimp aquaculture using remote sensing data: a case study in the Giao Thuy District, Vietnam. *International Journal of Remote Sensing*. 27(8), 1491-1510.
- Binh T, Vromant N, Hung NT, Hens L, Boon EK. 2005. Land cover changes between 1968 and 2003 in CaiNuoc, Ca Mau Peninsula, Vietnam. *Environmental Development Sustainable*. 7: 519-536.
- Blasco F, Gauquelin T, Rasolofoharinoro M, Denis J, Aizpuru M, Caldairou V. 1998. Recent advances in mangrove studies using remote sensing data. *Marine and Freshmater Research.* 49: 287-296.
- Boegh E, Soegaard H, Broge N, Hasager C, Jensen N, Schelde K, Thomsen A. 2002. Airborne multispectral data for quantifying leaf area index, nitrogen concentration and photosynthetic efficiency in agriculture. *Remote Sensing of Environment.* 81: 179-193.
- Boon B, Zubir M, Hwee L. 2011. Reflectance Characteristic of Certain Mangrove Species at Matang Mangrove Forest Reserve, Malaysia. En: Proceeding of the 2011 IEEE International Conference on Space Science and Communication (Icon Space), Penang, Malaysia (12-13 de julio 2011).
- Cáceres J, Martín MP y Salas J. 2015. Análisis temporal de biomasa y stocks de carbono en un ecosistema de dehesa mediante imágenes Landsat, y su relación con factores climáticos. *Ciencias Espaciales*. 8: 190-211.
- Camejo JA, Cobián D, Izquierdo K, Linares JL, Montero RV. 2013. Acercamiento al estado de salud del ecosistema de manglar de la franja norte en la Reserva de la Biosfera Península de Guanahacabibes, Cuba. *ECOVIDA*. 4: 36-52.

- Cannicci S, Burrows D, Fratini S, Smith TJ, Offenberg J, Dahdouh-Guebas F. 2008. Faunal impact on vegetation structure and ecosystem function in mangrove forests: A review. *Aquatic Botany.* 89: 186-200.
- Chaudhury MU. 1990. Digital Analysis of Remote Sensing Data for Monitoring the Ecological Status of the Mangrove Forests of Sunderbans in Bangladesh. En: Proceedings of the 23rd International Symposium on Remote Sensing of the Environment, Bangkok, Thailand. 1: 493-497.
- Cruz DD, Curbelo-Benítez EA, Ferrer-Sánchez Y, Denis D. 2020. Variaciones espaciales y temporales en el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada en Cuba. *Ecosistemas.* 29(1):1885.
- Dash J, Curran PJ. 2004. The MERIS terrestrial chlorophyll index. *International Journal of Remote Sensing*. 25: 5403-5413.
- Denis D, Curbelo EA, Madrigal-Roca LJ, Pérez-Lanyau RD. 2020. Variación espaciotemporal de la respuesta espectral en manglares de La Habana, Cuba, a través de sensores remotos. *Revista de Biología Tropical.* 68: 321-335.
- Días D. 2007. Modelling canopy density variations from remotely sensed data: implications on monitoring floristic and macro-benthic properties of mangrove ecosystems. Tesis de Maestría en Geo-information Science and Earth Observation. International Institute for Geo-information Science and Earth Observation, The Netherlands.
- Diaz BM, Blackburn GA. 2003. Remote sensing of mangrove biophysical properties: Evidence from a laboratory simulation of the possible effects of background variation on spectral vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*. 24: 53-73.
- Didan K, Munoz AB, Solano R, Huete A. 2015. MODIS vegetation index user's guide (MOD13 Series). Disponible en https://vip.arizona.edu/ documents/MODIS/MODIS_VI_UsersGuide_Ju ne_2015_C6.pdf (consultado: 28 de marzo 2019).
- Dobigeon N, Tourneret J, Chang C. 2008. Semisupervised linear spectral unmixing using a hierarchical bayesian model for hyperspectral imagery. *Signal Processing, IEEE Trans.* 56: 2684-2695.
- Drake N, White K. 1991. Linear mixture modeling of landsat thematic mapper data for mapping the distribution and abundance of gypsum in the Tunisian Southern. En: Spatial Data 2000: Proceedings of a joint conference of the Photogrammetric Society, the Remote Sensing

Society, the American Society for Photogrammetry and Remote Sensing', Christ Church.

- Duro DC, Coops NC, Wulder MA, Han T. 2007. Development of a large area biodiversity monitoring system driven by remote sensing. *Programs in Physical Geography.* 31: 235-260.
- English S, Wilkinson C, Baker V. 1994. Survey Manual for Tropical Marine Resources. ASEAN-Australia Marine Science Project, Australian Institute of Marine Science.
- Estrada R, Morales GM, Martínez P, Rodríguez SV, Capote RP, Reyes I, Galano S, Cabrera C, Martínez C, Mateo L, Guerra Y, Batte A, Coya L. 2015. Mapa (BD-SIG) de vegetación natural y seminatural de Cuba v1 sobre Landsat ETM 7 slc-off gap filled, circa 2011. En: IV Congreso sobre Manejo de Ecosistemas y Biodiversidad, Convención Internacional sobre Medio Ambiente y Desarrollo, La Habana (4 - 8 de julio de 2013).
- Feller IC, Lovelock CE, Berger U, McKee KL, Joye SB, Ball MC. 2010.Biocomplexity in Mangrove Ecosystems. *Annual Reviews of Marine Science*. 2: 395-417.
- Galford GL, Fernandez M, Roman J, Monasterolo I, Ahamed S, Fiske G, González-Díaz P, Kaufman L. 2018. Cuban land use and conservation, from rainforests to coral reefs. *Bulletin of Marine Science*. 94:1-23.
- Gao X, Huete AR, Ni W, Miura T. 2000. Opticalbiophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. *Remote Sensing of Environment.* 74: 609-620.
- GCOS. 2011. Systematic observation requirements for satellite-based products for climate. 2011 update. Supplemental details to the satellite-based component of the implementation plan for the global observing system for climate in support of the UNFCCC. *GCOS-154*: 138.
- Gillespie TW, Foody GM, Rocchini D, Giorgi AP, Saatchi S. 2008. Measuring and modeling biodiversity from space. *Programs in Physical Geography.* 32: 203-221.
- Giri C, Long J, Abbas S, Murali RM, Qamer FM, Pengra B, Thau D. 2015. Distribution and dynamics of mangrove forests of South Asia. *Journal of Environmental Management.* 148: 101-111.
- Giri C, Ochieng E, Tieszen LL, Zhu Z, Singh A, Loveland T, Masek J, Duke N. 2011. Status and distribution of mangrove forests of the world using earth observation satellite data: Status and

distributions of global mangroves. *Global Ecology and Biogeography*. 20: 154-159.

- Gitelson AA. 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*. 32.
- Gitelson A, Kaufman Y, Merzylak M. 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment.* 58: 289-298.
- Gitelson AA, Kaufman YJ, Stark R, Rundquist DC. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment.* 80: 76-87.
- Gitelson AA, Viña A, Arkebauer TJ, Rundquist DC, Keydan GP, Leavitt B. 2003. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. *Geophysical Research Letters*. 30(5):1248.
- Green EP, Clark CD, Edwards AJ. 2000. Image classification and habitat mapping. En: *Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management*. UNESCO, Paris.
- Green EP, Clark CD, Mumby PJ, Edwards AJ, Ellis AC. 1998. Remote sensing techniques for mangrove mapping. *International Journal of Remote Sensing*. 19: 935-956.
- Green E, Mumby P, Edwards A, Clark C. 2014. Remote Sensing Handbook for Tropical Coastal Management. Disponible en http://www.unesco.org/csi/pub/ source/rs.htm (consultado: julio de 2019).
- Green EP, Mumby PJ, Edwards AJ, Clark CD, Ellis AC. 1997. Estimating leaf area index of mangroves from satellite data. *Aquatic Botany.* 58: 11-19.
- Hamilton SE, Casey D. 2016. Creation of a high spatiotemporal resolution global database of continuous mangrove forest cover for the 21st century (CGMFC-21). *Global Ecology and Biogeography.* 25: 729-738
- Hendrawan GJL, Susilo SB. 2018. Study of density and change of mangrove cover using Satellite Imagery in Sebatik Island, North Borneo. *JurnalIlmu Dan Teknologi Kelautan Tropis*. 10: 99-109.
- Hu YH, Lee HB, Scarpace FL. 1999. Optimal linear spectral unmixing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 37(1): 639-644
- Huete AR. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment. 25: 295-309.
- Huete AR, Didan K, Miura T, Rodriguez EP, Gao X, Ferreira LG. 2002. Overview of radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*. 83: 195-213.

- Huete AR, Liu HQ, Batchily K, van Leeuwn WJD. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOSMODIS. *Remote Sensing of Environment.* 59: 440-451.
- Jensen JR. 2007. Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. 2da ed. Pearson Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA.
- Jensen JR, Lin H, Yang X, Ramsey III EW, Davis BA, Thoemke CW. 1991. The measurement of mangrove characteristics in southwest Florida using SPOT multispectral data. *Geocarto International*. 6: 13-21.
- Jetz W, McGeoch MA, Guralnick R, Ferrier S, Beck J, Costello MJ, Fernandez M, Geller GN, Keil P, Merow C, Meyer C, Muller-Karger FE, Pereira HM, Regan EC, Schmeller DS, Turak E. 2019. Essential biodiversity variables for mapping and monitoring species populations. *Nature Ecology & Evolution*. DOI.org/10.1038/s41559-019-0826-1.
- Jian Z, Huete AR, Didan K, Miura T. 2008. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment.* 112: 3833-3845.
- Julien Y, Sobrino JA. 2009. Global land surface phenology trends from GIMMS database. *International Journal of Remote Sensing*. 30: 3495-3513.
- Kathiresan K, Bingham BL. 2001. Biology of mangroves and mangrove ecosystems. *Advances in Marine Biology*. 40: 81-251.
- Kaufman YJ, Tanre D. 1992. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Trans Geoscience Remote Sensing*. 30: 261-270.
- Kauth RJ, Thomas GS. 1976. The Tasseled Cap- a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, West Lafayette, Indiana, pp. 4B41-4B51.
- Kerr JT, Ostrovsky M. 2003. From space to species: Ecological applications for remote sensing. *Trends in Ecology and Evolution.* 18: 299-305.
- Kovacs JM, Wang J, Blanco-Correa M. 2001. Mapping disturbance in a mangrove forest using multi-date Landsat imagery. *Environmental Management*. 27:763-776.
- Kuenzer C, Bluemel A, Gebhardt S, Vo Quoc T, Dech S. 2011. Remote sensing of mangrove ecosystems: A Review. Remote Sensing. 3: 878-928.
- Lee TM, Yeh HC. 2009. Applying remote sensing techniques to monitor shifting wetland vegetation: A case study of Danshui River estuary mangrove

communities, Taiwan. *Ecological engineering*. 35: 487-496.

- Lugo AE, Snedaker SC. 1974. The ecology of mangroves. *Annual Review of Ecology and Systematics*. 5: 39-64.
- Marvin DC, Asner GP, Knapp DE, Anderson CB, Martin RE, Sinca F, Tupayachi R. 2014. Amazonian landscapes and the bias in field studies of forest structure and biomass. *Proceedings of the National Academy of Science*. 111: E5224-E5232.
- Menéndez L, Guzmán JM, 2006. *Ecosistema de manglar en el Archipiélago Cubano Estudios y experiencias enfocados a su gestión*. Editorial Academia, La Habana.
- Monsef HA, Smith SE. 2017. A new approach for estimating mangrove canopy cover using Landsat 8 imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*. 135: 183-194.
- Moran MS, Inoue Y, Barnes EM. 1997. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment.* 61: 319-346.
- Myneni RB, Hall FG, Sellers PJ, Marshak AL. 1995. The interpretation of spectral vegetation indexes. *IEEE Trans Geoscience Remote Sensing*. 33: 481-486.
- Myneni RB, Hoffman S, Knyazikhin Y, Privette JL, Glassy J, Tian Y, Wang Y, Song X, Zhang Y, Smith GR, Lotsch A, Friedl M, Morisette JT, Votava P, Nemani RR, Running SW. 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment.* 83: 214-231.
- Nagelkerken I, Blaber SJ, Bouillon S, Green P, Haywood M, Kirton LG, Meynecke JO, Pawlik J, Penrose HM, Sasekumar A, Somerfield PJ. 2008. The habit function of mangroves for terrestrial and marine fauna: A review. *Aquatic Botany*. 89: 155-185.
- Nagendra H, Lucas R, Honrado JP, Jongman RH, Tarantino C, Adamo M, Mairota P. 2013. Remote sensing for conservation monitoring: assessing protected areas, habitat extent, habitat condition, species diversity, and threats. *Ecological Indicators.* 33: 45-59.
- Nagendra H, Nagendran S, Paul S, Pareeth S. 2012. Graying, greening and fragmentation in the rapidly expanding Indian city of Bangalore, *Landscape and Urban Planning*. 105: 400-406.
- Navarro LM, Fernández N, Guerra G, Guralnick R, Kissling WD, Londoño MC, Muller-Karger F, Turak E, Balvanera P, Costello MJ, Delavaud A, El Serafy GY, Ferrier S, Geijzendorffer I, Geller GN, Jetz W, Kim ES, Kim HJ, Martin CS, McGeoch MA,

Mwampamba TH, Nel JL, Nicholson E, Pettorelli N, Schaepman ME, Skidmore A, Pinto IS, Vergara S, Vihervaara P, Xu H, Yahara T, Gill M, Pereira HM. 2017. Monitoring biodiversity change through effective global coordination. *Current Opinion in Environmental Sustainability*. 29: 158-169.

- Neumann W, Martinuzzi S, Estes AB, Pidgeon AM, Dettki H, Ericsson G, Radeloff VC. 2015. Opportunities for the application of advanced remotely-sensed data in ecological studies of terrestrial animal movement. *Movement Ecology*. 3: 8-12.
- Pasaribu RA, Cakasana N, Maduppa H, Subhan B, Arafat D, Sangadji MS, Savana MS. 2020. Mangrove density level and area change analysis in small islands case study: UntungJawa Island, Seribu Islands, DKI Jakarta. *IOP Conferences Series: Earth and Environmental Science.* 429 (1): 012060.
- Pastor-Guzman J, Atkinson PM, Dash J, Rioja-Nieto R. 2015. Spatiotemporal variation in mangrove chlorophyll concentration using Landsat 8. *Remote Sensing*. 7: 14530-14558.
- Pastor-Guzman J, Dash J, Atkinson PM. 2018. Remote sensing of mangrove forest phenology and its environmental drivers. *Remote Sensing of Environment*. 205: 71-84.
- Pereira HM, Ferrier S, Walters M, Geller GN, Jongman RHG, Scholes RJ, Bruford MW, Brummitt N, Butchart SHM, Cardoso AC, Coops NC, Dulloo E, Faith DP, Freyhof J, Gregory RD, Heip C, Höft R, Hurtt G, Jetz W, Karp DS, McGeoch MA, Obura D, Onoda Y, Pettorelli N, Reyers B, Sayre R, Scharlemann JPW, Stuart SN, Turak E, Walpole M, Wegmann M. 2013. Essential biodiversity variables. *Science*. 339: 277-278.
- Pettorelli N, Laurance WF, O'Brien TG, Wegmann M, Nagendra H, Turner W. 2014. Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges, *Journal of Applied Ecology*. 51: 839-848.
- Prasad KA, Gnanappazham L. 2014. Species discrimination of mangroves using Derivative Spectral Analysis. *ISPRS Annals of the Photogrammetry*, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2: 45-52.
- Rahman AF, Dragoni D, Didan K, Barreto A, Hutabarat JA. 2013. Detecting large scale conversion of mangroves to aquaculture with change point and mixed-pixel analyses of high-fidelity MODIS data. *Remote Sensing of Environment.* 30: 96-107.
- Ramón AM, Martínez L, López O, Suarez C, Zamora Y. 2013. Estimación del patrimonio forestal y su categorización a partir de imágenes Landsat TM y

modelación SIG, del municipio Guisa. Cuba. Terra. XXVIII (44): 39-52.

- Roman J. 2018. The ecology and conservation of Cuba's coastal and marine ecosystems. *Bulletin of Marine Science*. 94:149-169.
- Rondeaux G, Steven M, Baret F. 1996. Optimization of soil adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment.* 55: 95-107.
- Rossi E, Rogan J, Schneider L. 2013. Mapping forest damage in northern Nicaragua after Hurricane Felix (2007) using MODIS enhanced vegetation index data. *GISci Remote Sensing*. 50: 171-194.
- Running SW, Justice CO, Salomonson V, Hall D, Barker J, Kaufmann YJ, Strahler AH, Huete AR, Muller JP, Vanderbilt V, Wan ZM, Teillet P, Carneggie D. 1994. Terrestrial remote sensing science and algorithms planned for EOS/MODIS. *International Journal of Remote Sensing*. 15: 3587-3620.
- Schimel DS, Asner GP, Moorcroft PR. 2013. Observing changing ecological diversity in the Anthropocene. *Frontiers in Ecology and Environment*. 11: 129-137.
- Sellers PJ.1985 Cano.py reflectance, photosynthesis and transpiration. *International Journal of Remote Sensing*. 6: 1335-1372.
- Selvam V, Ravichandran KK, Gnanappazham L, Navamuniyammal M. 2003. Assessment of community - based restoration of Pichavaram mangrove wetland using remote sensing data. *Current Science*. 85: 794-798.
- Serafy JE, Shideler GS, Araújo RJ, Nagelkerken I. 2015. Mangroves enhance reef fish abundance at the Caribbean regional scale. PLoS One. 10:e0142022.
- Small C. 2004.The landsat ETM+ spectral mixing space. Remote Sensing of Environment. 93: 1-17.
- Spalding M, Kainuma M, Collins L. 2010. World Atlas of Mangroves. Earthscan: London.

- Susan B, Behzad R, Mehdi S, Alireza S, Masoud N. 2011. Comparison the accuracies of different spectral indices for estimation of vegetation cover fraction in sparse vegetated areas. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 14: 49-56.
- Thu PM, Populus J. 2007. Status and changes of mangrove forest in Mekong Delta: Case study in TraVinh, Vietnam. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*. 71: 98-109.
- Tucker CJ, Townshend JRG. 2000. Strategies for monitoring tropical deforestation using satellite data. *International Journal of Remote Sensing*. 21:1461-1471.
- Ustin SL, Roberts DA, Gamon JA, Asner GP, Green RO. 2004. Using imaging spectroscopy to study ecosystem processes and properties. *BioScience*. 54: 523-534.
- Verstraete MM, Pinty B, Myneni RB. 1996. Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing. *Remote Sensing of Environment.* 58: 201-214.
- Wang K, Franklin SE, Guo X, Cattet M. 2010. Remote sensing of ecology, biodiversity and conservation: A review from the perspective of remote sensing specialists. *Sensors.* 10: 9647-9667.
- Wang W, Lin P. 1999. Transfer of salt and nutrients in *Bruguiera gymnorrhiza* leaves during development and senescence. *Mangrove Salt Marshes*. 3:1-7.
- Winarso G, Purwanto AD. 2017. Evaluation of mangrove damage level based on Landsat 8 image. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*. 11: 105-116.
- Xue J, B Su. 2017. Significant remote sensing vegetation indices: a review of developments and applications. *Journal of Sensors*. DOI:.org/10.1155/2017/1353691.
- Zulfa AW, Norizah KP. 2018. Remotely sensed imagery data application in mangrove forest: a review. *Journal* of Science & Technology. 26: 899-922.