



Distribución espacio-temporal de *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms a través de teledetección en laguna La Turbina, Cuba

Spatio-temporal distribution of *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms through remote sensing in La Turbina lagoon, Cuba

AUTORÍA

Alexey Valero-Jorge 

Departamento de Sistemas Agrarios, Forestales y Medio Ambiente (Unidad asociada a EEAD-CSIC Suelos y Riegos). Centro de Investigación y Tecnología Agroalimentaria de Aragón (CITA), 50059, Zaragoza, España.

Centro Meteorológico Provincial de Ciego de Ávila, Instituto de Meteorología, Avenida de los Deportes S/N, 65100, Ciego de Ávila, Cuba.

Leslie Hernández-Fernández 

Centro de Biopantallas, Universidad de Ciego de Ávila, Carretera Morón, km 91/2, 65100, Ciego de Ávila, Cuba.

Felipe Matos Pupo 

Centro Meteorológico Provincial de Ciego de Ávila, Instituto de Meteorología, Avenida de los Deportes S/N, 65100, Ciego de Ávila, Cuba.

Sandra Buján Seoane 

DRACONES, Escuela Superior y Técnica de Ingenieros de Minas, Universidad de León, 24404, Ponferrada, España.

Roberto González-De Zayas 

Departamento de Ingeniería Hidráulica, Facultad de Ciencias Técnicas, Universidad de Ciego de Ávila, Carretera Morón, km 91/2, 65100, Ciego de Ávila, Cuba.

Centro de Estudios Geomáticos, Ambientales y Marinos (GEOMAR), 11560, Ciudad de México, México.

DOI

<https://doi.org/10.14198/INGEO.27699>

CITACIÓN

Valero-Jorge, A., Hernández-Fernández, L., Matos Pupo, F., Buján Seoane, S., González-De Zayas, R. (2025). Distribución espacio-temporal de *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms a través de teledetección en laguna La Turbina, Cuba. *Investigaciones Geográficas*, (83), 75-89. <https://doi.org/10.14198/INGEO.27699>

CORRESPONDENCIA

Leslie Hernández-Fernández (coraleslh@gmail.com)

HISTORIA

Recibido: 2 junio 2024
Aceptado: 8 octubre 2024
Publicado: 23 enero 2025
(Publicación anticipada: 23 octubre 2024)

TÉRMINOS

© 2025 Alexey Valero-Jorge, Leslie Hernández-Fernández, Felipe Matos Pupo, Sandra Buján Seoane, Roberto González-De Zayas.

 Este trabajo se publica bajo una licencia Creative Commons de Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional

Resumen

La detección temprana de especies de plantas exóticas invasoras es fundamental para la formulación de estrategias de gestión y mitigación. Se propone evaluar la distribución espacio-temporal de *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms, en laguna La Turbina, empleando imágenes satelitales Sentinel-2 (periodo 2021-2023). Las bandas espectrales de las regiones del visible, borde rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, se emplearon como datos de entrada de tres algoritmos de aprendizaje automático durante el proceso de clasificación. Se analizó la relación de la cobertura de la planta con la temperatura del aire y las precipitaciones. El modelo donde se combinan las bandas espectrales y los índices espectrales seleccionados, mediante el método de eliminación recursiva Random Forest, fue el más eficiente en la detección de *E. crassipes*. Los meses de menor cobertura de *E. crassipes* fueron diciembre 2022, enero y marzo 2023, debido a las acciones de limpieza mecanizada. *E. crassipes* se concentró en el Noreste y Suroeste de la laguna, como macrófita emergente. La dirección del viento y la intervención humana, determinaron la distribución espacio-temporal de la planta. Se recomienda realizar confinamientos de *E. crassipes*, en su condición de macrófita flotante, en las zonas más profundas de La Turbina.

Palabras clave: imágenes satelitales; Sentinel; macrófita flotante; cobertura; plantas invasoras; manejo; Cuba.

Abstract

The early detection of invasive exotic plant species is essential for planning management and mitigation strategies. The primary objective of this study is to evaluate the spatio-temporal distribution of *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms, in La Turbina lagoon, using Sentinel-2 satellite images (period 2021-2023). The spectral bands of the visible, red edge, near infrared and shortwave infrared regions were used as input data in three machine learning algorithms during the classification process. The relationship between plant coverage and air temperature and precipitation have been analyzed. The model combining spectral bands and the selected spectral indices using the Random Forest recursive elimination method was the most efficient in the detection of *E. crassipes*. The months with the least coverage of *E. crassipes* were December 2022, January and March 2023, due to mechanized cleaning actions. *E. crassipes* is concentrated in the Northeast and Southwest of the lagoon, as an emerging macrophyte. The direction of the wind and human intervention has determined the spatio-temporal distribution of

this plant. Based on these results, it is recommended to confine *E. crassipes*, in its condition as a floating macrophyte, to the deepest areas of La Turbina.

Keywords: satellite images; Sentinel; floating macrophyte; coverage; invasive plant; management; Cuba.

1. Introducción

Las especies exóticas invasoras representan una de las principales amenazas de la biodiversidad a nivel mundial, reduciendo o causando la extinción de otras especies (Boudjelas et al., 2000). Tienen abundante descendencia fértil y elevada capacidad de dispersión, colonizando áreas relativamente extensas. Pueden producir cambios en la composición, la estructura y el funcionamiento de los ecosistemas (Oviedo & González, 2015). A pesar de ello, es habitual no contar con datos previos a la invasión, al tiempo que existen serias dificultades para su monitoreo, gestión y prevención; todas ellas acciones consideradas significativas para reducir su impacto sobre la biodiversidad.

Eichhornia crassipes (Mart.) Solms, es considerada una especie de planta acuática invasora a nivel mundial (Boudjelas et al., 2000), y en concreto en Cuba (Oviedo & González-Silva, 2015). Es oriunda del Amazonas (América del Sur), pero está extendida por varias regiones del planeta (Coetzee et al., 2017; Ito et al., 2020). Se encuentra en todos los continentes, excepto en la Antártida, y en varios países, su propagación es el resultado de acciones antrópicas. Es muy abundante en el trópico, pues su distribución está restringida, en gran medida, por temperaturas frías (Coetzee et al., 2017). Perteneció a la familia Pontederiaceae, y dependiendo de las condiciones en las que crece, muestra dos morfologías diferentes. Según Niño-Sulkowska y Lot (1983), cuando el volumen hídrico es alto, flota gracias a los pecíolos globosos que se llenan de aire en su interior, y es una macrófita flotante. Sin embargo, cuando el volumen hídrico es bajo, el pecíolo se elonga y la planta se enraíza, pasando a constituir una macrófita emergente. Se destaca por su capacidad fitoacumuladora y fitorremediadora (Ting et al., 2018; Nash et al., 2019; Muthusaravanan et al., 2020).

A pesar de que en Cuba se realizaron algunos estudios sobre *E. crassipes* (Uphof, 1924; González, 2009; Estrada et al., 2015; Duarte et al., 2019; Hernández-Fernández et al., 2023a; Hernández-Fernández et al., 2024), no hay referencias a la distribución espacial de *E. crassipes*, ni una metodología que permita determinar la extensión y evolución temporal de esta especie invasora. Algunos autores han aprovechado productos gratuitos de teledetección óptica (véase MODIS, Landsat y Sentinel-2), combinados con algoritmos de aprendizaje automático tradicionales como el "Spectral Anguler Mapper" (SAM), hasta otros más avanzados que en los últimos años tienen una amplia aceptación, como las "Artificial Neural Networks" (ANN), "Support Vector Machine" (SVM), "Random Forest" (RF), "Navie Bayes" (NB) o la combinación de varios clasificadores (Singh et al., 2020; Worqlul et al., 2020; Li et al., 2022; Mouta et al., 2023). Las precisiones globales alcanzadas en cada uno de estos estudios fueron superiores a 0,80, lo que indica la idoneidad de este enfoque para detectar y cartografiar a la especie de planta acuática invasora *E. crassipes*.

Las acciones convencionales encaminadas al saneamiento, como la limpieza mecanizada, las cuales son acometidas en múltiples regiones del planeta, se consideran muy costosas y perjudiciales para los entornos cercanos donde se depositan los residuos (Shao-Hua et al., 2017). Ante este problema ambiental, la mayoría de las estrategias encaminadas a proporcionar una solución eficaz pasan por el desarrollo de otros estudios centrados en comprender el estado de la invasión de *E. crassipes* y en ayudar con las estrategias de manejo (Hernández-Fernández, 2024). Contar con información detallada y consistente sobre su extensión espacio-temporal, magnitud y dinámica de tasa de cambio se considera de suma importancia en el manejo de la especie (Mukarugwiro et al., 2021). En este sentido, la teledetección ofrece herramientas valiosas para la localización temprana, la representación cartográfica y el seguimiento de especies de plantas exóticas invasoras, tanto terrestres como acuáticas; insumos que permiten formular estrategias para una gestión eficiente y mitigar de manera correcta aquellas regiones aún no invadidas (Grice et al., 2011; Valero-Jorge et al., 2024).

Sobre lo anteriormente planteado, este estudio se propone como objetivo principal identificar y evaluar la distribución espacio-temporal de *E. crassipes* en laguna La Turbina (entre 2021 y 2023) a través de métodos basados en teledetección.

2. Metodología

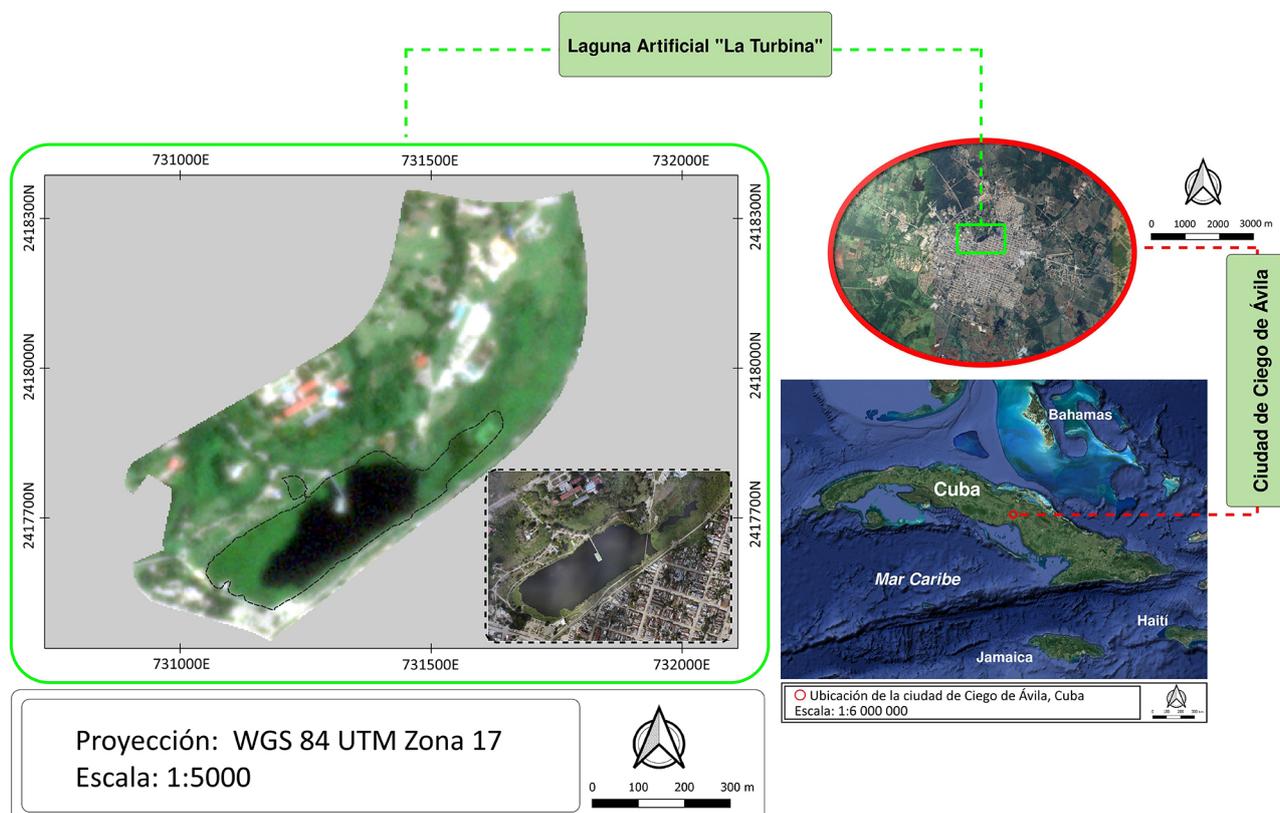
2.1. Área de estudio

2.1.1. Localización y caracterización geográfica y geomorfológica del área de estudio

El estudio se realizó en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, ubicada en el municipio de Ciego de Ávila, provincia de igual nombre. La provincia de Ciego de Ávila, se encuentra en la zona central de Cuba, entre las

provincias Sancti Spíritus y Camagüey. Según el Historiador de la ciudad de Ciego de Ávila (comunicación personal), La Turbina tuvo su origen en una cantera de balasto (material de construcción: grava o piedra machacada). Su construcción comenzó en el siglo XIX la cual, junto a un brote de manantial y el huracán que azotó a Cuba en 1932, la llevó a su condición actual; una laguna permanente y somera (Figura 1).

Figura 1. Área de estudio sobre la distribución espacial y temporal de *E. crassipes* en laguna artificial de agua dulce La Turbina, Ciego de Ávila, Cuba



Se señala la localización de la provincia de Ciego de Ávila con un círculo rojo y del área de estudio (laguna artificial de agua dulce La Turbina) con un cuadro verde. Fuente: Google Maps.

Elaboración propia

2.1.2. Caracterización de la población de *E. crassipes* en el área de estudio

E. crassipes está registrada en la laguna La Turbina, donde se conoce comúnmente como malangueta (Hernández-Fernández et al., 2023b). Esta laguna está altamente contaminada, debido a la presión antrópica a la que está sometida por el vertimiento de aguas residuales. En lo que debe incidir también, el propio ciclo de vida de *E. crassipes*, la que al morir aporta materia orgánica al fondo de la laguna (Hernández-Fernández, 2024). Aquí, *E. crassipes* se encuentra en sus dos condiciones de crecimiento; macrófita flotante (no densa) y macrófita emergente (densa). Entre estas condiciones de crecimiento, no solo existe diferencias significativas en cuanto a sus características morfológicas, sino también en cuanto a la concentración de compuestos orgánicos (fenoles, antraquinonas y flavonoides), de elementos químicos como macronutrientes, micronutrientes y metales pesados, y actividad fitoacumuladora y fitorremediadora (Hernández-Fernández, 2024). En la laguna La Turbina se acometen labores de limpieza mecanizada, donde *E. crassipes* es extraída y depositada en las orillas (afectando negativamente el paisaje) o es trasladada hacia vertederos (como destino final), sin tratamiento previo, lo que puede poner en riesgo las aguas subterráneas o superficiales cercanas (Hernández-Fernández, 2024).

2.2. Datos satelitales

Durante el estudio, se analizó la variabilidad espacial de la cobertura del *E. crassipes*, por lo que se descargaron imágenes satelitales (con una periodicidad mensual) provenientes de Sentinel-2 (MSI) (Tabla 1) durante los años 2021, 2022 y 2023. Para evitar que las imágenes empleadas, durante el proceso de

clasificación, estuviesen afectadas por la cubierta de nubes, se seleccionaron aquellas imágenes con un porcentaje de nubes inferior al 30 % y se le aplicó una máscara de nubes a partir de la banda “QA60”, banda donde se almacena el porcentaje de nubes. Seguidamente, se calculó la mediana de cada una de las bandas espectrales logrando así, obtener imágenes mensuales de la zona de estudio libres de nubes. Debido al alto porcentaje de cobertura nubosa (>30 %) en varios meses de los diferentes años estudiados, no fue posible obtener imágenes en: agosto y octubre de 2021; febrero, abril, mayo, junio y noviembre de 2022, y mayo y junio del 2023; por lo que no fue posible clasificar las áreas ocupadas por *E. crassipes* en estas fechas.

Tabla 1. Características espectrales y espaciales del sensor MultiSpectral Instrument (MSI) a bordo de la misión Sentinel-2

Bandas de S2A	Longitud de onda central (nm)	Ancho de banda (nm)	Resolución espacial (m)
1 (Aerosol costero)	442,7	21	60
B2 (Azul)	492,4	66	10
B3 (Verde)	559,8	36	10
B4 (Rojo)	664,6	31	10
B5 (Borde rojo 1)	704,1	15	20
B6 (Borde rojo 2)	740,5	15	20
B7 (Borde rojo 3)	782,8	20	20
B8 (NIR)	832,8	106	10
B8a (nNIR)	864,7	21	20
B9 (Vapor de agua)	945,1	20	60
B10 (Cirros)	1.373,5	31	60
B11 SWIR 1	1.613,7	91	20
B12 SWIR 2	2.202,4	175	20

Leyenda: B: Bandas espectrales de las regiones del visible. NIR: Infrarrojo cercano. SWIR: infrarrojo de onda corta.

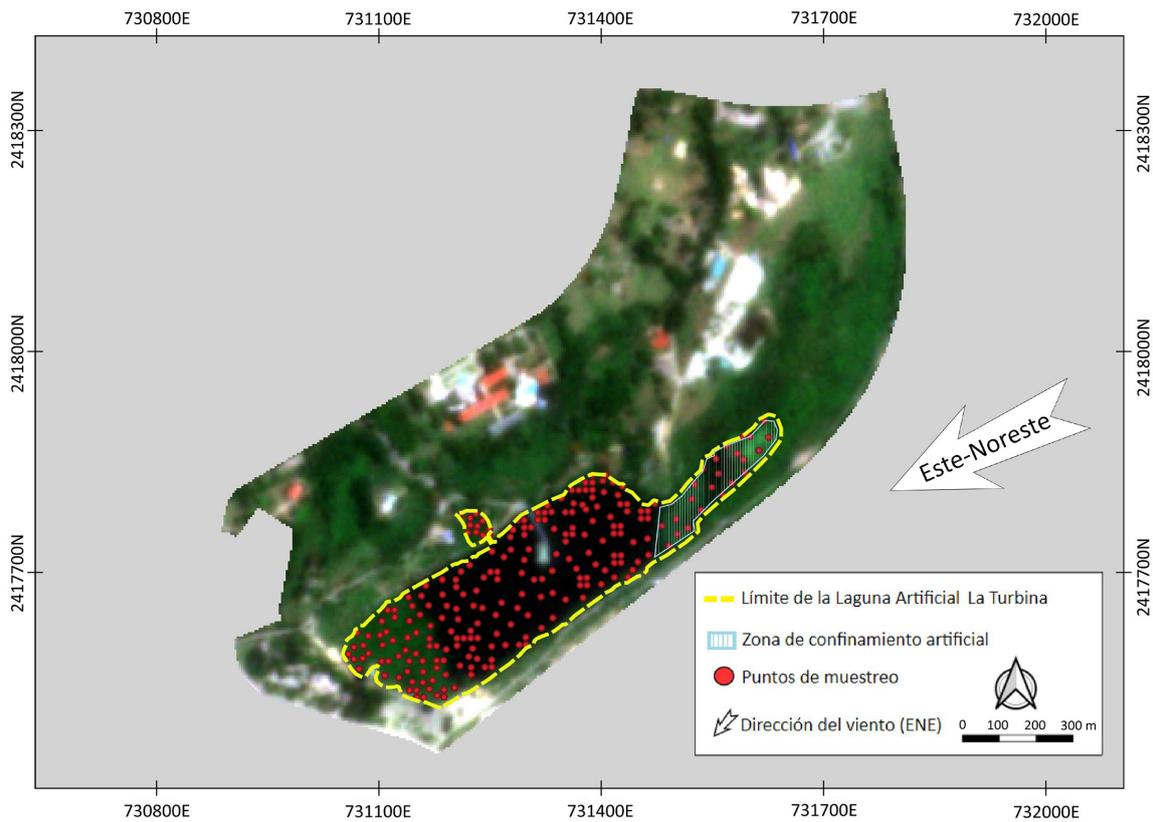
Elaboración propia

Todas las imágenes de Sentinel-2 empleadas, son productos de nivel 2A de reflectancia en superficie (Gascon et al., 2017), corregidos geoméricamente a WGS 84/UTM zona 17N, por lo que no fue necesario realizar ninguna corrección radiométrica o geométrica. Se seleccionaron las bandas espectrales de las regiones del visible (azul (B), verde (G) y rojo (R)), del borde rojo (Borde rojo 1, Borde rojo 2 y Borde rojo 3), del infrarrojo cercano (NIR, nNIR) y del infrarrojo de onda corta (SWIR1 y SWIR2). Se realizó un remuestreo de todas las bandas a una resolución espacial de 10 m y se recuperaron a partir de las bandas seleccionadas 50 índices espectrales utilizados en el modelo de detección y mapeo de *E. crassipes*. Todo el proceso descrito anteriormente fue desarrollado en la plataforma de computación en la nube Google Earth Engine (GEE) (Gorelick et al., 2017; Liu et al., 2020).

2.3. Datos de referencia

A partir de 2021, comenzó el estudio de las lagunas artificiales de agua dulce en Ciego de Ávila (Hernández-Fernández et al., 2023b). A partir de este año, con una periodicidad mensual en laguna La Turbina, se ubicaron 174 puntos georreferenciados (Figura 2) con un receptor GNSS de precisión Topcon HiPer SR. Durante el periodo comprendido entre los años 2021 a 2023 se identificó en cada uno de los puntos la clase de cobertura (agua/*E. crassipes*), poniendo mayor énfasis sobre las áreas ocupadas por *E. crassipes*. Los puntos de muestreo fueron ubicados de forma homogénea sobre toda el área de estudio. A partir de los puntos de muestreo se obtuvieron 2088 observaciones, la cuales fueron empleadas para el entrenamiento y validación del modelo de clasificación supervisada.

Figura 2. Distribución de los puntos de referencia tomados en la laguna artificial de agua dulce La Turbina



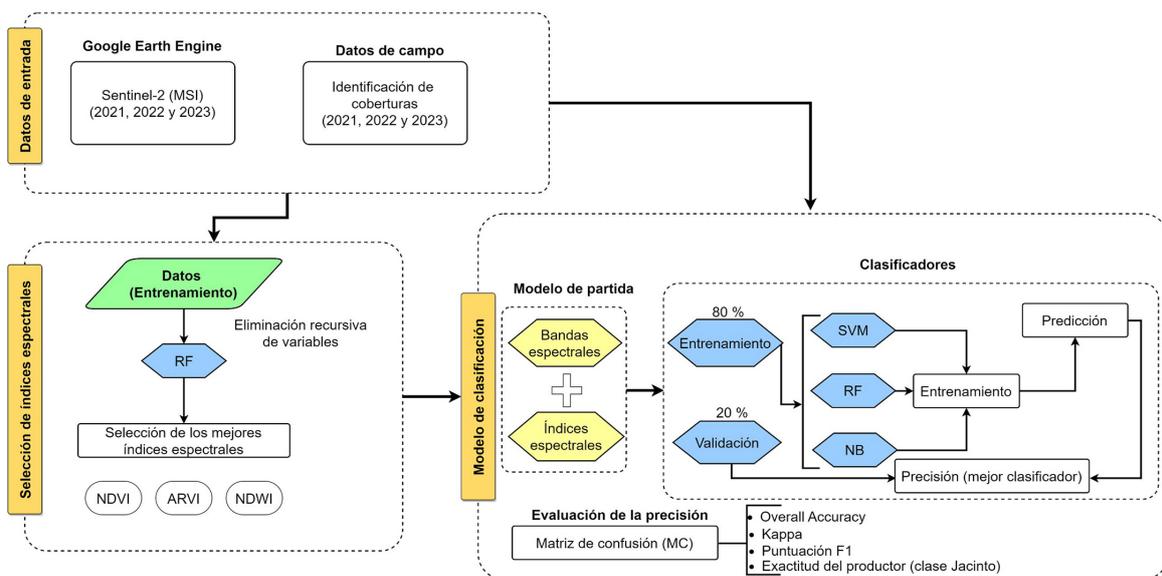
Se señala la distribución de los puntos de referencia con círculos rojos, el área de estudio (laguna artificial de agua dulce La Turbina) con líneas discontinuas de color amarillo, con un polígono de color azul el área de confinamiento artificial de *E. crassipes* y con una flecha la dirección del viento.

Fuente: Google Maps. Elaboración propia.

2.4. Proceso de clasificación y validación

Se utilizaron tres algoritmos de aprendizaje automático durante el proceso de clasificación (Figura 3): Support Vector Machine, Random Forest, y Naive Bayes. Todo el procedimiento de clasificación se realizó utilizando el software estadístico R versión 4.2.3 (R Core Team, 2018).

Figura 3. Algoritmos de aprendizaje automático empleados en el proceso de clasificación



Elaboración propia

Random Forest (RF) es un algoritmo no paramétrico que emplea un conjunto de árboles cultivados aleatoriamente, donde las predicciones de árboles individuales se agregan posteriormente (Royimani et al., 2019). Support Vector Machine (SVM) fue propuesto por Cortés y Vapnik (1995) y es un algoritmo no paramétrico versátil con tolerancia a datos de alta dimensión. Por otro lado, el algoritmo Naive Bayes (NB), es un algoritmo paramétrico que se basa en el teorema de Bayes con la suposición “ingenua” de independencia condicional entre cada par de características dadas la variable de clase (Dai et al., 2007). Empleando la librería CARET (Kuhn et al., 2020) se dividió la base de datos en un 80 % para entrenamiento (1.670 observaciones) y el resto (20 %) para validación (418 observaciones).

Previo al proceso de entrenamiento de los clasificadores fue necesario seleccionar los índices espectrales de mayor influencia y descartar las características débiles a la hora de clasificar. Para este paso se empleó el método de eliminación recursiva de variables basada en modelos (Chen & Jeong, 2007), empleando el modelo Random Forest con un método de remuestreo “bootstrapping” con 10 repeticiones. Del “top” de 10 índices espectrales se seleccionaron los tres de mayor importancia, debido que, a partir del tercer predictor la mejora era mínima: i) NDVI (Tucker et al., 1980), ii) ARVI (Huete et al., 1994) y iii) NDWI (Gao, 1996). El modelo de partida quedó conformado por las 10 bandas espectrales y los tres índices seleccionados.

Se realizó una búsqueda de los parámetros óptimos que necesitan los algoritmos propuestos. La optimización de hiperparámetros de los modelos se realizó mediante el muestreo de 10 combinaciones aleatorias. Su posterior evaluación, se hizo mediante una validación cruzada (CV) con tres repeticiones.

Las precisiones de clasificación de cada algoritmo de aprendizaje automático se evaluaron empleando la matriz de confusión (Gómez-Sánchez et al., 2017; Pérez et al., 2017) y el estadístico Kappa (Cohen, 1960). A partir de la matriz de confusión se determinó la precisión general (*Overall Accuracy*, OA, en %), las puntuaciones F1 (Chicco & Jurman, 2020; Yacouby & Axman, 2020), la exactitud del usuario y productor, y los errores de omisión y comisión (Chuvieco, 2007). Por último, se seleccionó el clasificador de mayor rendimiento a partir del resultado obtenido en las métricas de rendimiento mencionadas anteriormente.

2.5. Variables climáticas (temperatura media del aire y acumulado de precipitación)

Se analizaron los datos mensuales de temperatura media del aire y el acumulado de precipitación, correspondiente al periodo 2021-2023. Para la temperatura media del aire, se utilizó como fuente de datos, la información de la estación meteorológica Venezuela, con ubicación en latitud 21°45'37" N y longitud 78°47'10" W, a una altura de 26 m sobre el nivel medio del mar. Esta posición geográfica la localiza al Norte del municipio de Venezuela, muy próxima a la ciudad de Ciego de Ávila. En el caso de la variable acumulado de precipitación, se utilizó la data del pluviómetro ubicado en la Delegación Provincial de Recursos Hidráulicos, con ubicación en latitud 21°51'7" N y longitud 78°44'34" W.

2.6. Análisis estadístico

Para conocer si existían diferencias significativas, entre los años estudiados (2021, 2022 y 2023), en cuanto a la cobertura estimada de *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, se realizó la prueba no paramétrica de Kruskal Wallis. Los análisis estadísticos fueron realizados con el software R versión 3.1.2 (R Core Team, 2018), con el paquete Vegan (Oksanen et al., 2005). Para conocer la posible relación entre la cobertura de *E. crassipes* en laguna La Turbina, y dos variables climáticas (temperatura media del aire y acumulado de precipitación), se realizó un test de correlación de Spearman (test no paramétrico) con un nivel significación de 0,05. El análisis se realizó con el software XLSTAT (versión 2016.02.28451).

3. Resultados

3.1. Datos satelitales

El modelo donde se combinan las bandas espectrales y los índices espectrales seleccionados, mediante el método de eliminación recursiva entrenados con RF, mostró ser el más eficiente en la detección del *E. crassipes* (Tabla 2). Ello, sobre los datos de validación (20 % del total de observaciones) con resultados de muy alta precisión (OA cercano al 100 %, una exactitud del productor igual al 97,06 % y unos valores de Kappa y F1 superiores a 0,90). Aunque inferiores a RF, el resto de los clasificadores también mostraron resultados satisfactorios. Ambos con valores de OA superiores al 90 % y una exactitud del productor del 96,65 % y 96,06 % (para SVM y NB respectivamente), y valores de Kappa y F1 para SVM iguales a 0,92 y 0,87. Para NB, fueron ligeramente inferiores (0,86 y 0,78 respectivamente).

Tabla 2. Resultados generales de precisión para la clasificación empleando tres algoritmos de aprendizaje automático

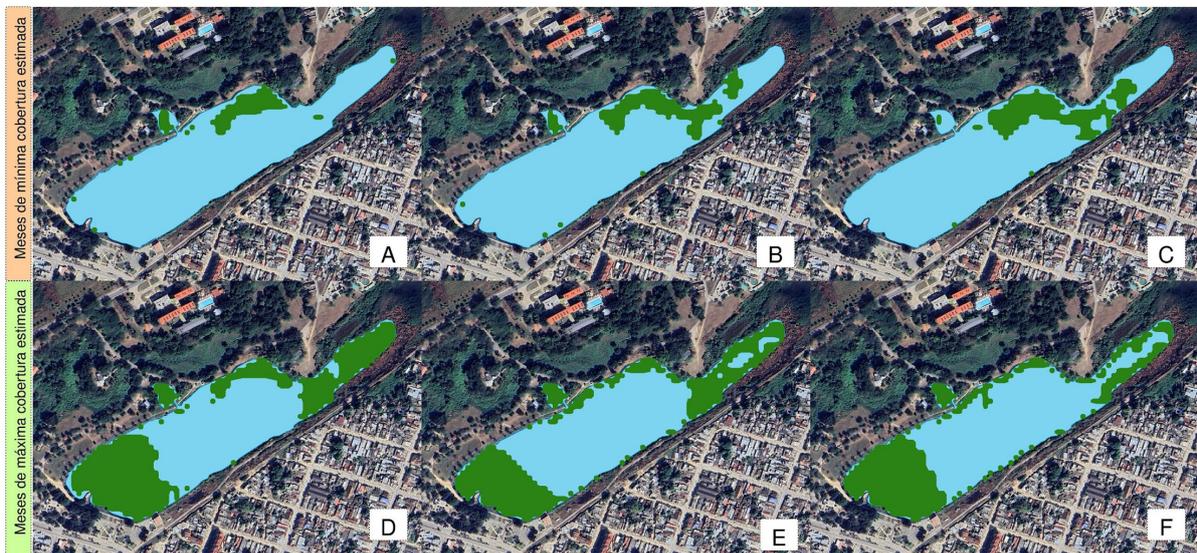
Modelo	Algoritmo	OA (%)	P-F1	Kappa	EP (<i>E. crassipes</i>) (%)
Bandas espectrales + índices espectrales (NDVI, ARVI, NDWI)	Random Forest	98,41	0,91	0,95	97,06
	Support Vector Machine	95,02	0,87	0,92	96,65
	Naive Bayes	90,85	0,78	0,86	96,01

Leyenda: OA Precisión general (%). P-F1: puntuación F1 (Chicco & Jurman, 2020; Yacouby & Axman, 2020). Kappa: estadístico Kappa (Cohen, 1960). EP: valores de la exactitud del productor (EP) para *E. crassipes* (%).

Elaboración propia

La mayor cobertura de *E. crassipes* se determinó hacia el Suroeste de la laguna. La cobertura determinada hacia el Noreste se debió al confinamiento artificial que se emplea para evitar su distribución hacia el resto de la laguna (Figura 4).

Figura 4. Distribución espacial de *E. crassipes*. Meses de mínima y máxima cobertura de *E. crassipes* estimada por teledetección en la laguna artificial de agua dulce La Turbina

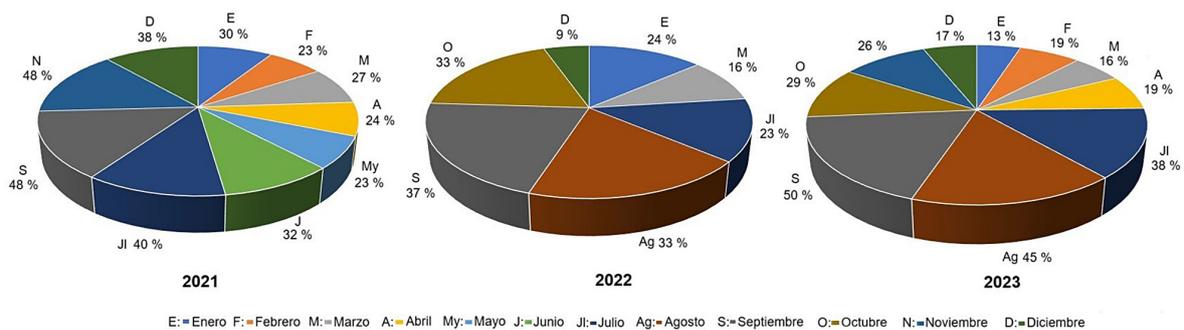


Leyenda: A: diciembre 2022, B: enero 2023 y C: marzo de 2023 (mínima cobertura estimada. Figuras ordenadas de mínima a máxima cobertura). D: septiembre 2023, E: noviembre 2021 y F: septiembre 2021 (máxima cobertura estimada. Figuras ordenadas de máxima a mínima cobertura).

Elaboración propia

Según los datos obtenidos por teledetección, los meses de mínima cobertura fueron diciembre 2022 (9 %), enero (13 %) y marzo (16 %) de 2023 (Figuras 4 y 5). Mientras que los meses de máxima cobertura fueron septiembre 2023 (50 %), septiembre (48 %) y noviembre 2021 (40 %) (Figuras 4 y 5). A pesar de que en 2021 fue cuando se determinó la mayor cobertura de *E. crassipes*, en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, no hubo diferencias significativas con respecto a 2022 y 2023 ($p > 0.05$) (Figura 6).

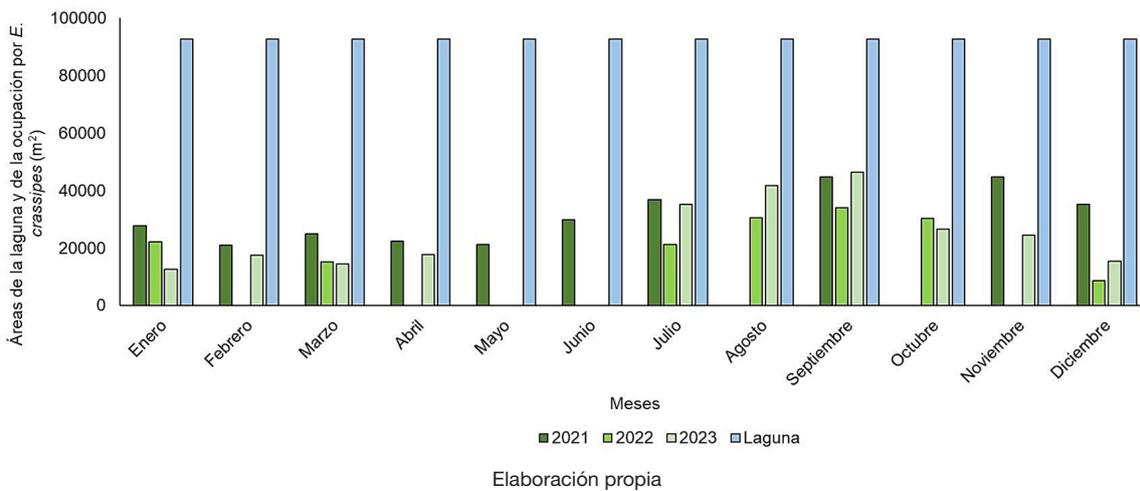
Figura 5. Porcentaje (%) de cobertura de *E. crassipes*, estimada por teledetección, por meses, en 2021, 2022 y 2023, en la laguna artificial de agua dulce La Turbina



E: Enero F: Febrero M: Marzo A: Abril My: Mayo J: Junio JI: Julio Ag: Agosto S: Septiembre O: Octubre N: Noviembre D: Diciembre

Elaboración propia

Figura 6. Cobertura de *E. crassipes* (m²), por meses, en correspondencia al área de la laguna artificial de agua dulce La Turbina por m²

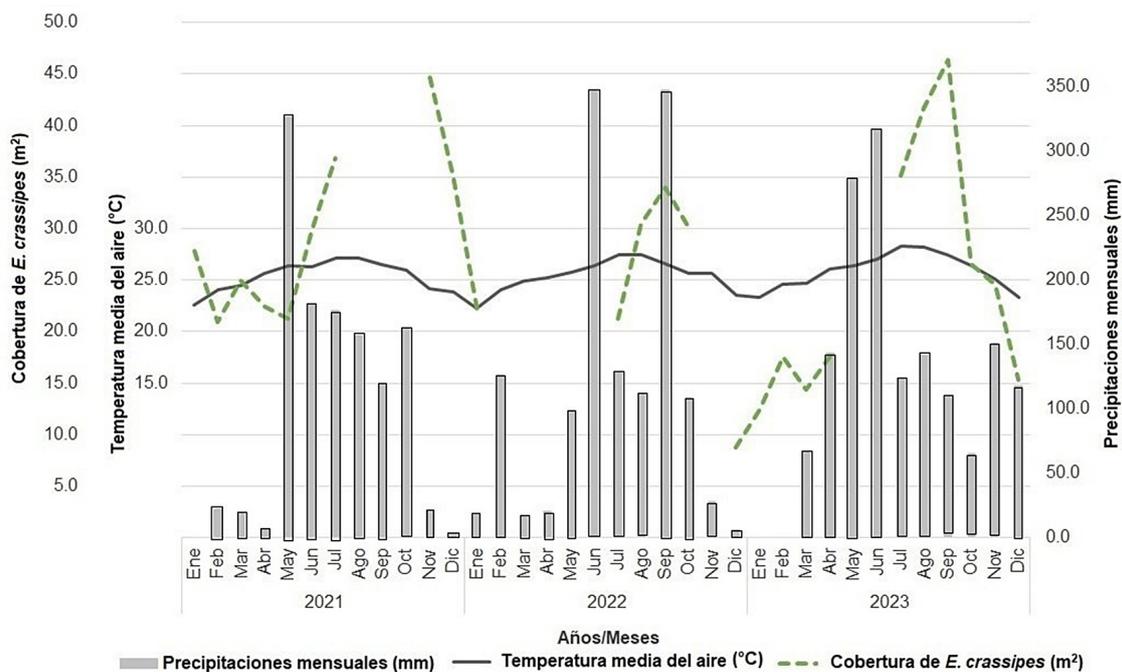


3.2. Variables climáticas (temperatura media del aire y acumulado de precipitación)

La temperatura media del aire en 2021, tuvo un valor mínimo promedio de 22,6°C (enero), y un máximo promedio de 27,1°C (en agosto). En 2022 el mínimo promedio fue en enero (22,3°C) y un máximo promedio en agosto (27,5°C). En 2023, enero tuvo la menor temperatura promedio (23,3°C) y julio el valor máximo (28,3°C) (Figura 7). Los valores mínimos de acumulado de precipitaciones, para cada año de estudio, fueron en enero de 2021 (0,0 mm), diciembre de 2022 (6,2 mm) y enero y febrero de 2023 (0,0 mm). El mayor acumulado de precipitaciones mensual para cada año, ocurrió en mayo de 2021 (326,2 mm), septiembre de 2022 (347,8 mm) y junio de 2023 (317,2 mm) (Figura 7).

La cobertura de *E. crassipes*, durante el período de estudio en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, solo tuvo correlación significativa positiva con la temperatura media del aire ($R=0,53$, $p<0,05$). La correlación de la cobertura de *E. crassipes* con el acumulado de precipitaciones fue positiva ($R=0,33$), pero no fue significativa ($p>0,05$).

Figura 7. Promedios mensuales de temperatura, precipitación y cobertura de *E. crassipes* (m²) en 2021, 2022 y 2023



4. Discusión de resultados

La teledetección, para el estudio sobre la distribución espacial y temporal de *E. crassipes*, así como de otras especies de plantas invasoras o no, es un método noble y no destructivo del ecosistema. El conocimiento espacio-temporal sobre la propagación de plantas acuáticas invasoras ayuda a determinar su extensión, abundancia y tasas de propagación en sistemas de agua invadidos por estas plantas (Mukarugwiro et al., 2021).

La mayor cobertura de *E. crassipes*, en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, fue al Suroeste de la laguna, pues el viento en esta región tiene dirección del Este-Noreste la mayor parte del año. La cobertura determinada al Noreste de la laguna se debe a un confinamiento artificial (por medio de barreras flotantes), que no resuelve el problema de la proliferación de esta especie, pues no impide su extensión hacia otras zonas de la laguna. Tanto en el Noreste, como en el Suroeste, la profundidad es menor, lo que favorece que *E. crassipes* se enraíce, pasando de macrófita flotante a una macrófita emergente, con un crecimiento muy denso, afectando así la biodiversidad y la estabilidad general del ecosistema (Hernández-Fernández, 2024). Esto confirma lo expuesto por Nyawacha et al. (2021), quienes consideraron que esta especie prolifera mejor cuando se fija al sustrato. Precisamente, Nyawacha et al. (2021), consideraron que la distribución espacial de *E. crassipes*, en el lago Victoria, está controlada más por características biofísicas; como la fuerza y la dirección del viento y la sedimentación, que por el alto nivel de eutrofización.

Los patrones de distribución temporal de *E. crassipes* obtenidos en este estudio, fueron similares a los de Thamaga y Dube (2019), quienes expusieron que se pueden detectar y mapear con precisión la distribución estacional de *E. crassipes*, utilizando datos de Sentinel-2. Método similar fue empleado por Mucheye et al. (2022) para el estudio de *E. crassipes* en el Lago Tana en Etiopía. Esta herramienta también fue empleada por Nyawacha et al. (2021), para el estudio espacial y temporal de *E. crassipes* en el lago Victoria (Kenya), considerando que esta especie mostró un comportamiento casi uniforme, en cuanto a cobertura, cuando se evaluó en temporadas similares. Thamaga y Dube (2019), determinaron que *E. crassipes* se mantiene en el río Letaba (Sudáfrica), tanto en época lluviosa (húmeda), como poco lluviosa (seca), aunque prevalece en época lluviosa (húmeda). En este estudio, *E. crassipes* se mantiene en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, tanto en época lluviosa, como poco lluviosa. Esta especie, además, puede tolerar precipitaciones muy por encima a las analizadas en este estudio (entre 820 y 2 700 mm) (Benítez et al., 2011).

Hernández (2023), empleó sensores remotos para evaluar *E. crassipes* en dos lagunas en El Salvador, durante la época poco lluviosa y concluyó que, durante esta época, no hay un aumento del cubrimiento de esta especie en los espejos de agua de las lagunas estudiadas. Estos resultados coinciden con los obtenidos en este estudio, pues precisamente, los meses de mínima cobertura estimada (diciembre 2022, enero y marzo 2023), se incluyen dentro de aquellos que pertenecen a la época menos lluviosa en el territorio cubano. No obstante, a pesar de dicha coincidencia, esta drástica disminución en estos meses se debió, fundamentalmente, a la extracción mecanizada que se realizó en el sitio en octubre de 2022 (observación personal). Por su parte, Rodríguez et al. (2013), en estudio realizado en tres lagunas en Venezuela, sí constataron que en los meses de sequía (noviembre-abril), existe un mayor enraizamiento *E. crassipes* al sustrato, lo que contribuye al incremento de su cobertura por reproducción vegetativa. Los cambios temporales, en la densidad estimada de *E. crassipes*, en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, se le atribuyen a la extracción mecanizada que se realiza en el sitio, razón por la cual pudiera no existir una correlación significativa entre la densidad de esta especie y las precipitaciones. Resultado similar fue obtenido por Mukarugwiro et al. (2021) en estudio realizado en Ruanda.

En cuanto a la temperatura media del aire, a pesar de mostrar una correlación significativa positiva con respecto a la cobertura de *E. crassipes*, no se considera que esta variable climática, por sí sola, tenga una incidencia determinante en la cobertura de *E. crassipes*. Se coincide con Worqlul et al. (2020), quienes plantearon que la concentración de nutrientes, la resuspensión de sedimentos y los cambios de temperatura crean las condiciones óptimas para el crecimiento de *E. crassipes*. Según Muñoz (2021), la temperatura óptima para el crecimiento de *E. crassipes* es entre 28 y 30°C, por lo que pudo estar limitado en los meses donde la temperatura promedio fue menor a 28°C (noviembre a marzo), periodo que coincide con la época poco lluviosa. Se infiere que las precipitaciones y las variaciones de temperatura del aire, no son variables determinantes en la cobertura de *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina. Aunque se aportan datos de las precipitaciones y la temperatura media del aire, que permiten intuir que existe una correlación con la cobertura de *E. crassipes*, no se profundizó en la búsqueda estadística de esa correlación, ya que los datos globales se encuentran condicionados por un factor externo, como las labores de limpieza mecanizada para el control de la especie invasora. No obstante, es válido tener en cuenta que la correlación entre crecimiento de especies de plantas, como *E. crassipes*, y las precipitaciones y temperatura media del aire, no suele darse inmediatamente, en el mismo mes. Puede que, en un mes, ocurra el factor que origina el crecimiento, pero éste se desarrolla en el mes siguiente o un período correlativo corto (a menudo en uno-dos meses).

Shao-Hua et al. (2017) consideraron que *E. crassipes* puede pasar de una alfombra grande y continua, con efectos negativos, a tapetes, de diferentes tamaños y discontinuos, con efectos positivos. Aunque, la cosecha mecanizada es uno de los únicos métodos de manejo que controla esta especie en los cuerpos de agua. Hernández-Fernández (2024) propuso, como una posible solución al problema que hoy ocasiona *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, el empleo de su masa seca como sustrato mezclado en cultivos que se desarrollen en la agricultura urbana, familiar y comunitaria. Hernández-Fernández (2024) obtuvo por cada m² de *E. crassipes*, en su condición densa (macrófita emergente), alrededor de 582,5 g de masa seca, la que puede ser empleada en más de 1.400 alveolos en la fase de semillero del cultivo de *Capsicum annuum* L.

Ante la situación ambiental de la laguna artificial de agua dulce La Turbina, debido a la invasión de *E. crassipes*, se recomienda realizar confinamientos de *E. crassipes*, en su condición de macrófita flotante en las zonas más profundas de la laguna (Nyawacha et al., 2021) en forma de tapetes, discontinuos (Shao-Hua et al., 2017). Estas acciones de manejo permitirían mantener la función de *E. crassipes* como fitoacumuladora y fitorremediadora (Ting, 2018; Nash et al., 2019; Muthusaravanan et al., 2020; Hernández-Fernández, 2024), contribuyendo así a mejorar la calidad del agua de la laguna, la proliferación de otras especies de plantas acuáticas y otros organismos en la superficie, columna de agua, y en el sedimento (biodiversidad del ecosistema). Un diseño apropiado para este manejo pudiera hacer de la laguna artificial de agua dulce La Turbina un jardín de plantas acuáticas, propias del entorno. Lo cual influye en la cultura ambiental de la población. Además, de proveer material vegetal para futuros estudios ecológicos y biotecnológicos. Otra medida, para controlar el crecimiento de *E. crassipes* en la laguna, sería la eliminación de la causa fundamental de su excesiva proliferación, que, en este caso, es el vertimiento de aguas residuales de origen urbano, a la laguna (Worqlul et al., 2020). El modelo de estudio de *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, puede tener aplicaciones futuras para otras áreas con la misma especie, o para otras especies con patrones parecidos de expansión.

5. Conclusiones

El modelo donde se combinan las bandas espectrales y los índices espectrales seleccionados, mediante el método de eliminación recursiva entrenados con RF, mostró ser el más eficiente en la detección del *E. crassipes*. Ello, sobre los datos de validación (20 % del total de observaciones), con resultados de muy alta precisión (OA cercano al 100 %, una exactitud del productor igual al 97,06 % y unos valores de Kappa y F1 superiores a 0,90). La evaluación de la distribución espacio-temporal de *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, entre 2021 y 2023, a través de teledetección, mostró que la cobertura de esta especie varió debido, principalmente, a las extracciones mecanizadas realizadas por el hombre (meses de mínima cobertura estimada; diciembre 2022, enero y marzo 2023) y no precisamente, por las variables climáticas de temperatura media del aire (mínima 22,3°C y máxima 28,3°C) y el acumulado de precipitaciones (mayor acumulado 347,8 mm en 2022). Además, su distribución espacial se rige por la dirección del viento predominante (en dirección del Este-Noreste la mayor parte del año) y las barreras de contención establecidas en la parte Noreste de la laguna. Hubo coincidencia entre los meses de menor cobertura, con la época poco lluviosa y la temperatura media del aire más baja. Con un diseño apropiado de manejo, se recomienda realizar confinamientos de *E. crassipes*, en su condición de macrófita flotante, en las zonas más profundas de la laguna, lo que permitiría mantener su función como fitoacumuladora y fitorremediadora y el desarrollo de otras poblaciones de organismos, tanto en la superficie de la laguna, como en la columna de agua y en el fondo. Así, la laguna artificial de agua dulce La Turbina puede convertirse en un jardín de plantas acuáticas, propias del entorno, transformándose el área de un parque recreativo a un parque temático, lo cual debe influir positivamente en la cultura ambiental de la población. Aunque un control eficaz sobre la excesiva proliferación de *E. crassipes*, es la erradicación del vertimiento de aguas residuales de origen urbano, hacia la laguna. El modelo de estudio de *E. crassipes* en la laguna artificial de agua dulce La Turbina, puede tener aplicaciones futuras en otras lagunas con la misma especie, o para otras especies de plantas acuáticas invasoras, con patrones similares de expansión.

Financiación

La investigación se desarrolló en el marco del Proyecto Territorial PT: 121CA003-005. "Evaluación del uso y manejo de las plantas acuáticas invasoras *Pistia stratiotes* L. y *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms como alternativa para su empleo en la agricultura urbana en Ciego de Ávila".

Agradecimientos

Los autores agradecen a la contribución de la Organización no Gubernamental Idea Wild y a Ángel E. Cabrera Sánchez, Historiador de la ciudad de Ciego de Ávila.

Referencias

- Benítez, R., Calero, V., Peña, E., & Martín, J. (2011). Evaluación de la cinética de la acumulación de cromo en el buchón de agua (*Eichhornia crassipes*). *Biotecnología en el sector agropecuario y agroindustrial*, 9(2), 66-73. <http://www.scielo.org.co/pdf/bsaa/v9n2/v9n2a08.pdf>
- Boudjelas, S., Browne, M., De Poorter, M., & Lowe, S. (2000). *100 of the world's worst invasive alien species: a selection from the Global Invasive Species Database*. <https://policycommons.net/artifacts/1374971/100-of-the-worlds-worst-invasive-alien-species/1989224/>
- Chen, X. W., & Jeong, J. C. (2007). Enhanced recursive feature elimination. In *Sixth international conference on machine learning and applications (ICMLA 2007) IEEE* (pp. 429-435). <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2007.35>
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC genomics*, 21, 1-13. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Chuvieco, E. (2007). Mirar desde el espacio o mirar hacia otro lado: tendencias en teledetección y su situación en la geografía española. *Documents d'anàlisi geogràfica*, 50, 75-85. <https://ddd.uab.cat/pub/dag/02121573n50/02121573n50p75.pdf>
- Coetzee, J. A., Hill, M. P., Ruiz-Téllez, T., Starfinger, U., & Brunel, S. (2017). Monographs on invasive plants in Europe N° 2: *Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms. *Botany Letters*, 164, 303-326. <https://doi.org/10.1080/023818107.2017.1381041>
- Cortés, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273-297. <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>
- Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educ. Psychol. Meas.* 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Dai, W., Xue, G. R., Yang, Q., & Yu, Y. (2007), July. Transferring naive bayes classifiers for text classification. In *AAAI* (vol. 7, pp. 540-545). <https://cdn.aaai.org/AAAI/2007/AAAI07-085.pdf>
- Duarte, N. S. P., Arroyo, N. C., Herrera, K. C., & Duarte, M. R. P. (2019). Co-digestión del purín de cerdo y la *Eichornia crassipes*: alternativa para el manejo de estos residuos en Cuba. *Higiene y Sanidad Ambiental*, 19, 1765-1774. [https://saludpublica.ugr.es/sites/dpto/spublica/public/inline-files/bc5d640023ef1d4_Hig_Sanid_Ambient.19.\(3\).1765-1774.\(2019\).pdf](https://saludpublica.ugr.es/sites/dpto/spublica/public/inline-files/bc5d640023ef1d4_Hig_Sanid_Ambient.19.(3).1765-1774.(2019).pdf)
- Estrada, A. M., Guerra, K. E., Flores, O. B., Cubeña, Y. C., & Delmonte, S. (2015). Comportamiento de la *Eichhornia crassipes* (malangueta de agua) en un ambiente contaminado. Informe Científico. Centro de Ingeniería Ambiental de Camagüey. Laboratorio Provincial de Suelos de Camagüey. https://www.researchgate.net/profile/Adelmo-Montalvan/publication/280473209_Comportamiento_de_la_Eichhornia_Crassipes_malangueta_de_agua_en_un_ambiente_contaminado/links/55b5dc4908ae092e96559b4f/Comportamiento-de-la-Eichhornia-Crassipes-malangueta-de-agua-en-un-ambiente-contaminado.pdf
- Gao, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3), 257-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Gascon, F., Bouzinac, C., Thépaut, O., Jung, M., Francesconi, B., Louis, J., Lonjou, V., Lafrance, B., Massera, S., Gaudel-Vacaresse, A., Languille, F., Alhammoud, B., Viallefont, F., Pflug, B., Bieniarz, J., Clerc, S., Pessiot, L., Trémas, T., Cadau, E. ... & Fernandez, V. (2017). Copernicus Sentinel-2A calibration and products validation status. *Remote Sensing*, 9(6), 584. <https://doi.org/10.3390/rs9060584>
- Gómez-Sánchez, E., De Las Heras, J., Lucas-Borja, M., & Moya, D. (2017). Ajuste de metodologías para evaluar severidad de quemado en zonas semiáridas (SE peninsular): incendio Donceles 2012. *Revista de Teledetección*, 49, 103-113. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7121>
- González, S. G. M. (2009). La colección de plantas acuáticas del Jardín Botánico Nacional de Cuba. *Revista del Jardín Botánico Nacional*, 30, 15-20. <https://revistas.uh.cu/rjbn/article/download/7256/6187>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote sensing of Environment*, 202, 18-27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

- Grice, A. C., Clarkson, J. R., & Calvert, M. (2011). Geographic differentiation of management objectives for invasive species: a case study of *Hymenachne amplexicaulis* in Australia. *Environmental Science & Policy*, 14, 986-997. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2011.07.006>
- Hernández, A. M. C. (2023). Evaluación del comportamiento de la *Eichhornia crassipes* durante la sequía en las lagunas de Olomega y El Jocotal mediante sensores remotos. *Agua, Saneamiento & Ambiente*, 18(1), 1583-1583. <https://doi.org/10.36829/08ASA.v18i1.1583>
- Hernández-Fernández, L. (2024). *Plantas acuáticas invasoras: alternativas para la agricultura urbana, familiar y comunitaria en el cultivo Capsicum annuum L.* [Unpublished doctoral thesis]. Universidad de Ciego de Ávila.
- Hernández-Fernández, L., Méndez, I. E., Vázquez, J. G., de Zayas, R. G., & Feijoo, J. C. L. (2023b). Aquatic plants in the freshwater artificial lagoons in Ciego de Avila, Cuba. *Intropica*, 18(1), 37-49. <https://doi.org/10.21676/23897864.4753>
- Hernández-Fernández, L., Vázquez, J. G., Hernández, L., Campbell, R., Martínez, J., Hajari, E., González-De Zayas, R., Zevallos-Bravo, E. B., Acosta, Y., & Lorenzo, J. C. (2024). Use of Euclidean distance to evaluate *Pistia stratiotes* and *Eichhornia crassipes* as organic fertilizer amendments in *Capsicum annuum*. *Acta Physiologiae Plantarum*, 46(2), 21. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11738-024-03652-w>
- Hernández-Fernández, L., Vázquez, J. G., Hernández, L., Pérez-Bonachea, L., Campbell, R., Martínez, J., Hajari, E., González-De Zayas, R., Acosta, Y., & Lorenzo, J. C. (2023a). Soluble phenolics, chlorophylls, and malondialdehyde are the best indicators of salt stress in *Eichhornia crassipes*. *Vegetos*, 1-7. <https://doi.org/10.1007/s42535-023-00669-3>
- Huete, A., Justice, C., & Liu, H. (1994). Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of environment*, 49(3), 224-234. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(94\)90018-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90018-3)
- Ito, Y., Tanaka, N., Keener, B. R., & Lehtonen, S. (2020). Phylogeny and biogeography of *Sagittaria* (Alismataceae) revisited: evidence for cryptic diversity and colonization out of South America. *Journal of Plant Research*, 133(6), 827-839. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10265-020-01229-5>
- Kuhn, M., Wing, J., Weston, S., Williams, A., Keefer, C., Engelhardt, A., Cooper, T., Mayer, Z., Kenkel, B., R Core Team, Benesty, M., Lescarbeau, R., Ziem, A., Scrucça, L., Tang, Y., Candam, C., & Hunt, T. (2020). Package 'caret'. *The R Journal*, 7, 223. <https://cran.r-project.org/web/packages/caret/caret.pdf>
- Li, Y., Deng, T., Fu, B., Lao, Z., Yang, W., He, H., Fan, D., Hen, W., & Yao, Y. (2022). Evaluation of Decision Fusions for Classifying Karst Wetland Vegetation Using One-Class and Multi-Class CNN Models with High-Resolution UAV Images. *Remote Sensing*, 14(22), 5869. <https://doi.org/10.3390/rs14225869>
- Liu, L., Xiao, X., Qin, Y., Wang, J., Xu, X., Hu, Y., & Qiao, Z. (2020). Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111624. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111624>
- Mouta, N., Silva, R., Pinto, E. M., Vaz, A. S., Alonso, J. M., Gonçalves, J. F., Honrado, J., & Vicente, J. R. (2023). Sentinel-2 Time Series and Classifier Fusion to Map an Aquatic Invasive Plant Species along a River-The Case of Water-Hyacinth. *Remote Sensing*, 15(13), 3248. <https://doi.org/10.3390/rs15133248>
- Mucheye, T., Haro, S., Papaspyrou, S., & Caballero, I. (2022). Water quality and water hyacinth monitoring with the Sentinel-2A/B satellites in Lake Tana (Ethiopia). *Remote Sensing*, 14(19), 4921. <https://doi.org/10.3390/rs14194921>
- Mukarugwiro, J. A., Newete, S. W., Adam, E., Nsanganwimana, F., Abutaleb, K., & Byrne, M. J. (2021). Mapping spatio-temporal variations in water hyacinth (*Eichhornia crassipes*) coverage on Rwandan water bodies using multispectral imageries. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 18, 275-286. <https://doi.org/10.1007/s13762-020-02824-8>
- Muñoz, F. R. (2021). *El herbicida glifosato y sus alternativas*. Universidad Nacional, Instituto Regional de Estudios en Sustancias Tóxicas. Costa Rica. (Serie Informes Técnicos IRET; 44). https://www.researchgate.net/profile/Fernando-Ramirez-28/publication/358621408_El_herbicida_glifosato_y_sus_alternativas_Serie_Informes_Tecnicos_IRET_N_44/links/620beca3cf7c2349ca162caa/EI-herbicida-glifosato-y-sus-alternativas-Serie-Informes-Tecnicos-IRET-N-44.pdf
- Muthusaravanan, S., Sivarajasekar, N., Vivek, J. S., Vasudha Priyadharshini, S., Paramasivan, T., Dhakal, N., & Naushad, M. (2020). Research updates on heavy metal phytoremediation: enhancements, efficient post-harvesting strategies and economic opportunities. *Green materials for wastewater treatment*, 9, 191-222. https://doi.org/10.1007/978-3-030-17724-9_9

- Nash, D. A. H., Abdullah, S. R. S., Hasan, H. A., Idris, M., Muhammad, N. F., Al-Baldawi, I. A., & Ismail, N. (2019). Phytoremediation of nutrients and organic carbon from sago mill effluent using water hyacinth (*Eichhornia crassipes*). *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 51(4), 573-584. <https://doi.org/10.5614/j.eng.technol.sci.2019.51.4.8>
- Niño-Sulkowska, M. S., & Lot, A. (1983). Estudio demográfico del lirio acuático *Eichhornia crassipes* (Mart) Solms: Dinámica de crecimiento en dos localidades selectas de México. *Botanical Sciences*, (45),71-83. <https://doi.org/10.17129/botsci.1300>
- Nyawacha, S. O., Meta, V., & Osio, A. (2021). Spatial temporal mapping of spread of water hyacinth in winum gulf, lake victoria. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, 341-346. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2021-341-2021>
- Oksanen, J., Kindt, R., & O'Hara (2005). Community ecology package. Community ecology package. *The vegan Package, version 1.6-10*, 88 pp. <http://sortie-admin.readyhosting.com/lme/R%20Packages/vegan.pdf>
- Oviedo, R., & González-Oliva, L. (2015). Lista nacional de plantas invasoras y potencialmente invasoras en la República de Cuba-2015. *Bissea*, 9, 1-88. <https://revistas.uh.cu/bissea/article/view/5234>
- Pérez, S. A., Vega, J. A., Rodríguez, F., Fernández, C., Vega-Nieva, D., Álvarez-González, J. G., & Ruiz-González, A. D. (2017). Validación de los índices de teledetección dNBR y RdNBR para determinar la severidad del fuego en el incendio forestal de Oia-O Rosal (Pontevedra) en 2013. *Revista de Teledetección*, 49, 49-61. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7137>
- R Core Team. (2018). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Foundation for Statistical Computing. <https://cran.r-project.org/>
- Rodríguez, J.C., Chire, M., Rodríguez, S., & Guilarte, A. (2013). Crecimiento y potencial reproductivo de la bora (*Eichhornia crassipes* (Mart.) Solms) (Pontederiaceae) en algunas lagunas de la planicie de inundación del tramo medio, Río Orinoco, Venezuela. *Agrobiología*, 25(2), 142-150. <http://ve.scielo.org/pdf/saber/v25n2/art03.pdf>
- Royimani, L., Mutanga, O., Odindi, J., Dube, T., & Matongera, T. N. (2019). Advancements in satellite remote sensing for mapping and monitoring of alien invasive plant species (AIPs). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 112, 237-245. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2018.12.004>
- Shao-Hua, Y., Wei, S., & Jun-Yao, G. (2017). Advances in management and utilization of invasive water hyacinth (*Eichhornia crassipes*) in aquatic ecosystems – a review. *Critical Reviews in Biotechnology*, 37(2), 218-228. <https://doi.org/10.3109/07388551.2015.1132406>
- Singh, G., Reynolds, C., Byrne, M., & Rosman, B. (2020). A remote sensing method to monitor water, aquatic vegetation, and invasive water hyacinth at national extents. *Remote Sensing*, 12(24), 4021. <https://doi.org/10.3390/rs12244021>
- Thamaga, K. H., & Dube, T. (2019). Understanding seasonal dynamics of invasive water hyacinth (*Eichhornia crassipes*) in the Greater Letaba river system using Sentinel-2 satellite data. *GIScience & remote sensing*, 56(8),1355-1377. <https://doi.org/10.1080/15481603.2019.1646988>
- Ting, W. H. T., Tan, I. A. W., Salleh, S. F., & Wahab, N. A. (2018). Application of water hyacinth (*Eichhornia crassipes*) for phytoremediation of ammoniacal nitrogen: A review. *Journal of Water Process Engineering*, 22, 239-249. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2018.02.011>
- Tucker, C. J., Holben, B. N., Elgin Jr, J. H., & McMurtrey III, J. E. (1980). Remote sensing of total dry-matter accumulation in winter wheat. *Remote Sensing of Environment*, 11, 171-189. <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19800021303/downloads/19800021303.pdf>
- Uphof, J. T. (1924). Ecological observations on plants of the marshes and swamps of Central Cuba. *Ecology*, 363-371. https://esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.2307/1929298?casa_token=HGyPO65YajwAAAAA:aS2M--oCb1S9PENZ_smbHIHTdawn9ETy-9CFHx_GDrLdFP8P1-3r-47HglzkyQ_-Nfli99Nv33RDpUSaog
- Valero-Jorge, A., González-De Zayas, R., Matos-Pupo, F., Becerra-González, A. L., & Álvarez-Taboada, F. (2024). Mapping and Monitoring of the Invasive Species *Dichrostachys cinerea* (Marabú) in Central Cuba Using Landsat Imagery and Machine Learning (1994-2022). *Remote Sensing*, 16(5), 798. <https://doi.org/10.3390/rs16050798>

- Worqlul, A. W., Ayana, E. K., Dile, Y. T., Moges, M. A., Dersseh, M. G., Tegegne, G., & Kibret, S. (2020). Spatiotemporal dynamics and environmental controlling factors of the Lake Tana water hyacinth in Ethiopia. *Remote Sensing*, 12(17), 2706. <https://doi.org/10.3390/rs12172706>
- Yacouby, R., & Axman, D. (2020). November. Probabilistic extension of precision, recall, and f1 score for more thorough evaluation of classification models. In *Proceedings of the first workshop on evaluation and comparison of NLP systems* (pp. 79-91). <https://aclanthology.org/2020.eval4nlp-1.9.pdf>