

Propuesta metodológica para la teledetección de la zona estuarina del humedal del Río Limarí, sitio RAMSAR, Región de Coquimbo, Chile

Methodological proposal for remote sensing of the Limarí River wetland estuarine zone, RAMSAR site Coquimbo Region, Chile

Carlos Arenas^{1,2*} y Víctor Gudiño³

¹Escuela de Ciencias Agrícolas y Veterinarias, Universidad Viña del Mar, Av. Agua Santa 7055, Viña del Mar, Chile

²Escuela de Doctorado, Departamento de Matemáticas Aplicada, Grupo de Geodesia Espacial, Universidad de Alicante, Carretera San Vicente del Raspeig s/n, Alicante, España

³Laboratorio de Ecología e Impactos Ambientales, Facultad de Ciencias del Mar y de Recursos Naturales, Universidad de Valparaíso, Av. Borgoño 16344, Reñaca, Viña del Mar, Chile

*Autor corresponsal: carlos.arenas.b@mail.pucv.cl

Abstract. - Preliminary results of a standardized procedure to delimit the estuarine zones are presented by means of a decision tree on histogram thresholds, taking as the object of study the Limarí River wetland, a RAMSAR site, using the satellite indices NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), NDMI (Normalized Difference Moisture Index), VSSI (Vegetation Soil Salinity Index) and SWI (Salty Water Index); which identified its vegetation, hydrological and sedimentary components, contributing from 85.27% to 38.04% of the pixels in the final solution, in descending order. The results were optimized using a raster filter and vector selection, offering a new tool for the delimitation and discrimination of the lower estuary and the fluvial zone of this wetland.

Key words: Environmental teledetección, estuarine wetland, RAMSAR, decision tree

Resumen. - Se presentan los resultados preliminares de un procedimiento estandarizado para delimitar la zona estuarina mediante un árbol de decisiones sobre umbrales de histograma tomando como objeto de estudio el humedal del Río Limarí, un sitio RAMSAR, usando los índices satelitales NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), NDMI (Normalized Difference Moisture Index), VSSI (Vegetation Soil Salinity Index) y SWI (Salty Water Index); los que identificaron sus componentes vegetacionales, hidrológicos y sedimentarios, aportando desde el 85,27% al 38,04% de los píxeles en la solución final, en orden decreciente. Los resultados se optimizaron mediante un filtro ráster y selección vectorial, ofreciendo una nueva herramienta para la delimitación y discriminación del estuario bajo y la zona fluvial de este humedal.

Palabras clave: Teledetección ambiental, humedal estuarino, RAMSAR, árbol de decisiones

INTRODUCCIÓN

Los humedales son ambientes de transición entre sistemas acuáticos y terrestres, presentes tanto en hábitats interiores como costeros (Oyola-Lepe 2009, RAMSAR 2016), donde habitan especies vegetales y animales adaptados a estos ecosistemas (WCS 2019), de un gran dinamismo y diferentes condiciones hidromórficas relacionadas a sus componentes edafoambientales y arreglo topológico (Tapia-Zurita 2018).

Barraza & Ponce (2014) destacan los beneficios de estos ambientes incluso a una escala global, como el almacenamiento de carbono y elevada biodiversidad (RAMSAR 2016). Sin embargo, a pesar de su importancia,

están en constante amenaza por diversas presiones antrópicas que son capaces de afectar el tamaño, estructura, hidrología y comunidades biológicas del humedal (Figueroa *et al.* 2009, Barraza & Ponce 2014, Tapia-Zurita 2018).

Los estuarios son áreas de transición entre ambientes fluviales y marinos, representan ecosistemas semicerrados vinculados al mar abierto, donde los flujos fluviales y mareales interactúan, creando gradientes de densidad. Estos sitios costeros, caracterizados por la mezcla gradual de aguas dulces continentales y oceánicas, exhiben notables variaciones en salinidad, temperatura y densidad (Stuardo & Valdovinos 1989, Siles-Ajamil 2022).



Respecto a su estudio, Baker *et al.* (2006) señalan que realizar una cartografía precisa de los humedales es una herramienta importante para comprender su función, destacando que los sensores multiespectrales proporcionan datos con una mayor resolución espectral y radiométrica, con lo cual se pueden discriminar de manera fiable componentes de estos ecosistemas a un bajo costo; pero presentan una menor resolución espacial con respecto a las fotografías aéreas que son utilizadas convencionalmente. Existen diversas propuestas de delimitación de humedales basadas en el uso de uno o más índices (Amani *et al.* 2018, Kaplan & Avdan 2018, Mao *et al.* 2020), pero adolecen de ser específicos para cada humedal. Sin embargo, su uso sumado al desarrollo de sensores y metodologías de análisis multitemporal, han permitido crear herramientas que identifican variables clave de estos ecosistemas sólo a través de la teledetección, tales como: el vigor de la vegetación, turbidez, temperatura, entre otros (Waqar *et al.* 2024a). Incluso, la implementación de Algoritmos Avanzados y Aprendizaje Automático aplicados a estudios de series temporales permite detectar vulnerabilidades de estos ecosistemas mediante el uso exclusivo de teledetección y Aprendizaje Automático (Waqar *et al.* 2024b).

En el contexto de los humedales de zonas áridas y semiáridas, se ha utilizado ampliamente la teledetección de sus componentes vegetacionales para su delineamiento (Gxokwe *et al.* 2020, Chenyu *et al.* 2022), mientras que los de índole costera han sido estudiados usando diversas fuentes de datos satelitales con diferente escala, espectro y resoluciones temporales a una elevada confusión espectral respecto a otras clases de cobertura terrestre y otros tipos de humedal (Ozesmi & Bauer 2024), por lo que el esquema final para su delimitación dependerá del sistema de clasificación de referencia (Turnbull *et al.* 2024).

En la actualidad, los enfoques de teledetección para humedales estuarinos sin datos primarios de campo corresponden a dos principales categorías: aquellos que utilizan el proceso semiautomático de la clasificación supervisada con polígonos de entrenamiento (Chamberlain *et al.* 2020) y aquellos que combinan datos de teledetección con datos archivados de campo e inteligencia artificial para el mapeo (Rapinel *et al.* 2023).

En el presente trabajo se presenta una propuesta con un enfoque de inteligencia artificial que utiliza segmentación por quiebres naturales de índices espectrales y un árbol

de decisiones para identificar componentes del humedal. Este enfoque se considera intermedio porque no requiere un entrenamiento exhaustivo de modelos ni una gran base de datos para el aprendizaje automático. Su propósito fue desarrollar una nueva herramienta de apoyo estandarizada, de bajo coste y elevada capacidad de discriminación para delimitar geográficamente la zona estuarina del sitio RAMSAR Humedal del Río Limarí considerando la discriminación entre el estuario bajo y la zona fluvial (Perillo 1995), y los principales índices satelitales usados en teledetección de humedales.

MATERIALES Y MÉTODOS

ÁREA DE ESTUDIO: SITIO RAMSAR HUMEDAL DEL RÍO LIMARÍ

El humedal del río Limarí forma parte de la cuenca hidrográfica del río Limarí ubicada en el centro de la Región de Coquimbo (30°09'-31°22'S) (Fig. 1), abarcando una superficie aproximada de 11.800 km², formado por la conjunción de los ríos Hurtado y Grande a casi 4 km al oriente de la ciudad de Ovalle (30°36'14''S; 71°11'48''O), a 260 m.s.n.m. Su extensión es de 64 km y desemboca al mar en la localidad denominada Punta Limarí. Fue declarado sitio RAMSAR, designado así el 21 de julio del 2020 (no. 2424 en el Lista de Humedales de Importancia Internacional) incluyendo los tipos Estuarios, Aguas marinas someras permanentes, Playas de arena o de guijarro y Costas marinas rocosas, correspondiente al curso inferior del río Limarí, desde su desembocadura hasta la localidad de Salala. El sitio tiene una longitud de 20 km y una superficie de 527 ha, con un ancho que fluctúa entre 120 y 700 m, según la apertura del cauce del río (FIR 2020)¹. Se caracteriza por presentar un régimen hídrico del tipo nivo-pluvial, dado que en la parte alta opera un régimen nival, mientras que en su parte baja domina la influencia pluvial (Delgado *et al.* 2018)² y posee una amplia diversidad biológica con más de 130 especies de fauna y flora (FIR 2020)³, de este último grupo existen hidrófitas clave para la teledetección de suelos saturados asociados al ecosistema humedal. El lugar de estudio se ubica en la desembocadura del río Limarí (MMA 2022)⁴, donde existe un estuario de barrera de aproximadamente 4 km de largo con su boca conectada al mar durante todo el año (Zamora-Ramos 2019), razón por la cual presenta una influencia marina con una importante estratificación salina hasta 3-4 km al interior (Meruane *et al.* 2006).

¹FIR. 2020. Chile: Humedal del río Limarí, desde Salala hasta su desembocadura. <<https://rsis.ramsar.org/es/ris/2424>>

²Delgado C, R Weisselberg & J Cursach. 2018. Plan de conservación cuenca del Limarí, 242 pp. Informe Final, Fundación Conservación Marina.

³FIR. 2020. Chile: Humedal del río Limarí, desde Salala hasta su desembocadura. <<https://rsis.ramsar.org/es/ris/2424>>

⁴MMA. 2022. Decreto 56. Declara santuario de la naturaleza Desembocadura río Limarí. Ministerio del Medio Ambiente, Gobierno de Chile. <<https://www.bcn.cl/leychile/navegar?i=1175251&f=2022-04-22>>

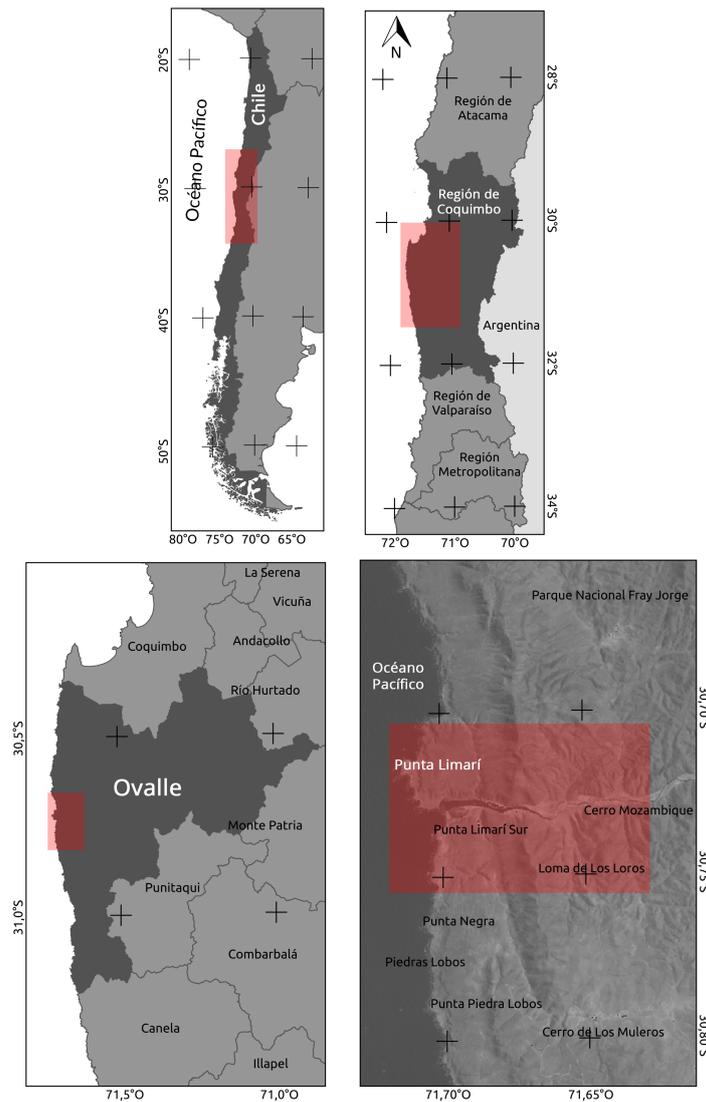


Figura 1. Área de estudio en la Desembocadura del Río Limarí, Región de Coquimbo, Chile / Study area at mouth of the Limarí River, Coquimbo región, Chile

OBTENCIÓN Y PRE-PROCESAMIENTO DE DATOS MULTIESPECTRALES

Se utilizaron imágenes satelitales a partir del Landsat 8 del 26 de octubre 2018 correspondientes a la hora local UTC-3 11:38 AM, pertenecientes al Path/Row: 001/081, libres de nubes, coincidentes con el periodo de menor caudal promedio registrados para este río ($0,67 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$) (CR2 2024)⁵ y en condición de pleamar (1,30 m) (SHOA 2018). Este escenario sugiere una mayor intrusión salina, lo que desplazaría el límite entre el estuario bajo y la zona fluvial del humedal hacia un área espacialmente más reducida, dificultando su teledetección; esto se adoptó como un criterio conservador para la evaluación del procedimiento.

Para la corrección atmosférica de los valores de reflectancia sobre la atmósfera (TOA) a valores sobre la canopia (TOC) se aplicó el algoritmo 6S (programa GRASS-GIS 7.8.0) aplicado a 10 de 11 bandas del conjunto de datos Landsat 8 a resolución nativa: 8 correspondientes al sensor OLI (Operational Land Imager) y 2 al sensor TIRS (Thermal Infrared Sensor); requeridas para el cálculo de los índices multiespectrales utilizados en el árbol de decisiones.

⁵CR2. 2024. <<https://camels.cr2.cl/>>

ÍNDICES MULTIESPECTRALES

Con base en el software QGIS 3.4.11-Madeira en resolución nativa, se determinaron 5 índices multiespectrales recurrentes en evaluación de humedales: NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), NDMI (Normalized Difference Moisture Index), VSSI (Vegetation Soil Salinity Index) y el SWI (Salty Water Index) (Yue *et al.* 2007, Amani *et al.* 2018, Chi *et al.* 2018, Kaplan & Avdan 2018, Yousefian *et al.* 2019, Bhatnagar *et al.* 2020, Mao *et al.* 2020, Nguyen *et al.* 2020, Hassan *et al.* 2021).

NDVI

$$NDVI = \frac{\rho IR_c - \rho R}{\rho IR_c + \rho R}$$

NDVI es utilizado para mejorar la discriminación entre suelo y vegetación, reduciendo el efecto del relieve en la caracterización espectral de distintas cubiertas. Este índice utiliza la reflectividad de la banda roja (ρR) e infrarrojo cercano (ρIR_c) y oscila entre -1 y +1, donde valores negativos indican presencia de agua, rangos positivos menores (0,1 o menos) indican áreas de roca, suelo desnudo, arena o nieve, moderados (aproximadamente 0,2 a 0,5) vegetación escasa como arbustos y pastizales o cultivos senescentes, mientras valores altos (aproximadamente 0,6 a 0,9) corresponden a vegetación densa y vigorosa por una mayor reflectividad en el IRc (Chuvieco 1995).

NDWI

$$NDWI = \frac{\rho G - \rho IR_c}{\rho G + \rho IR_c}$$

NDWI es utilizado para detectar y dimensionar la extensión de aguas superficiales en ambientes de humedales (McFeeters 2013). Los cuerpos de agua en estado líquido presentan una baja reflectancia y solo están reflejados dentro de la porción visible del espectro electromagnético, son generalmente de alta reflectividad en el espectro azul (0,4-0,5 μm), verde (0,5-0,6 μm) y rojo (0,6-0,7 μm) (Bahadur 2018). Este índice utiliza las reflectividades de las bandas verde (ρG) e infrarrojo cercano (ρIR_c). Sus valores oscilan entre -1 a 1, donde las superficies acuáticas corresponden a valores superiores a cero.

NDMI

$$NDMI = \frac{\rho IR_c - \rho SWIR1}{\rho IR_c + \rho SWIR1}$$

NDMI se utiliza para determinar el contenido de agua de la vegetación permitiendo diferenciar zonas con problemas de estrés hídrico. Se calcula utilizando las reflectividades de bandas del infrarrojo cercano (ρIR_c) y el infrarrojo de onda corta ($\rho SWIR1$). Este índice oscila entre -1 y 1, donde su extremo inferior representa suelo desnudo, los valores medios o cercanos a 0 una cubierta de dosel medio con un alto estrés hídrico, mientras los valores cercanos a 1 corresponden a cubiertas de dosel alto con estrés hídrico por exceso de humedad (Martínez 2019)⁶.

VSSI

$$VSSI = 2 * \rho G + 5 * (\rho R - \rho IR_c)$$

VSSI se utiliza para discriminar entre el estrés del suelo y el de la vegetación (Dehni & Lounis 2012). Utiliza las reflectancias de las bandas verde (ρG), rojo (ρR) y el infrarrojo cercano (ρIR_c). Nguyen *et al.* (2020) indican que el índice VSSI presenta una alta correlación con la salinidad, dada la fuerte relación de la salinidad del suelo con ρIR_c . Lo que permite discriminar tipos de suelo con baja salinidad correspondientes a áreas de alta vegetación con elevados ρIR_c .

SWI

$$SWI = 0,383893589646313 * \rho CA + 0,681814020623350 * \rho B + 2,476522955237661 * \rho G + 0,577427270969090 * \rho R - 3,928278551159207 * \rho IR_c + 0,857986119761051 * \rho SWIR1 - 0,658112057243780 * \rho SWIR2 - 0,144144133287664 * \rho TIRS1 + 0,090287462279507 * \rho TIRS2 - 0,767467266365048 * \rho Cirrus$$

SWI, desarrollado mediante un procedimiento de enjambres de partículas propuesto por Yousefian *et al.* (2019) utiliza la mayoría de las bandas espectrales de las imágenes Landsat 8, con excepción de la pancromática, haciendo una combinación lineal de ellas con el fin de discriminar cuerpos de agua salada, resolviendo así la complejidad de zonificar por salinidad con índices de acercamiento discreto (Ansari & Akhoondzadeh 2019).

Estos índices se utilizaron para discriminar la vegetación, humedad y cuerpos de agua asociados a la desembocadura del río Limarí a través del estudio visual de su histograma y jerarquización en un árbol de decisiones.

⁶Martínez S. 2019. Humedad en los cultivos mediante teledetección: MOISTURE (NDMI). <<https://www.cursosteledeteccion.com/humedad-en-los-cultivos-mediante-teledeteccion-moisture-ndmi/>>

DEFINICIÓN DE UMBRALES Y ÁRBOL DE DECISIONES

Posterior al cálculo de los índices multispectrales, se definieron los umbrales de cada índice a través de los quiebres naturales del histograma. Seleccionando aquellos rangos que por correspondencia visual estarían representando agua de humedal, vegetación asociada a humedal, suelos y agua atribuidas a salinidad; generando criterios para cada imagen. Según Verrelst *et al.* (2019), esto corresponde a un método no lineal y no paramétrico sobre un método paramétrico de regresión de acercamiento discreto a las bandas espectrales, donde cada condición entrega una variable booleana: 0= no cumple, y 1= cumple.

El árbol de decisiones se implementó en QGIS 3.4.11-Madeira, agrupando los índices satelitales por fenómeno a discriminar asociado al humedal, mientras que los resultados de cada uno de los criterios evaluados se expresaron de manera binaria y luego se sumaron con la finalidad de establecer píxeles que no correspondían a humedal (0), que posiblemente eran parte del humedal (1) y que sí eran parte del humedal (2). Con la finalidad de reducir los ruidos obtenidos del procedimiento y cotejar los resultados se efectuó un análisis de vecindad tipo moda (Fernández 2007) con una matriz de 3x3 píxeles y una selección de polígonos tras vectorizar la información para eliminar los parches fuera del área de estudio, obteniendo el polígono final del estuario del humedal del río Limarí.

LEVANTAMIENTO DE DATOS EN TERRENO

Se llevó a cabo una validación preliminar de la clasificación mediante un levantamiento aero-fotogramétrico realizado los días 12 y 13 de junio de 2021, una vez que fue posible visitar la zona debido a la contingencia sanitaria. Los datos fueron colectados con un Drone Mavic 2 Pro, equipado con dos cámaras multispectrales: OCN (490nm/615nm/808nm) y RGN (550 nm/660 nm/850 nm), procesadas posteriormente mediante el software ODM siguiendo las recomendaciones de Toffanin (2019) y el emplazamiento de 100 puntos de evaluación de correspondencia con componentes del humedal para la realización de un análisis Kappa de Cohen (1960) implementando las sugerencias de Kolesnyk & Khairova (2022).

RESULTADOS

En la revisión de histogramas de cada índice satelital respecto a imágenes en composición de color real [$\rho(R,G,B)$] y falso color del humedal [$\rho(IRC,R,G)$], se pudieron constatar rangos presuntamente asociados a componentes característicos del sitio de estudio (Fig. 2). Valores de NDVI menores a -0,2 representarían cuerpos de agua y sobre 0,5 zonas con vegetación; un NDWI superior a 0,3 indicaría superficies con agua; NDMI indicaría áreas de vegetación húmeda en valores positivos sobre 0,325; VSSI en el rango [0,22; 0,525]

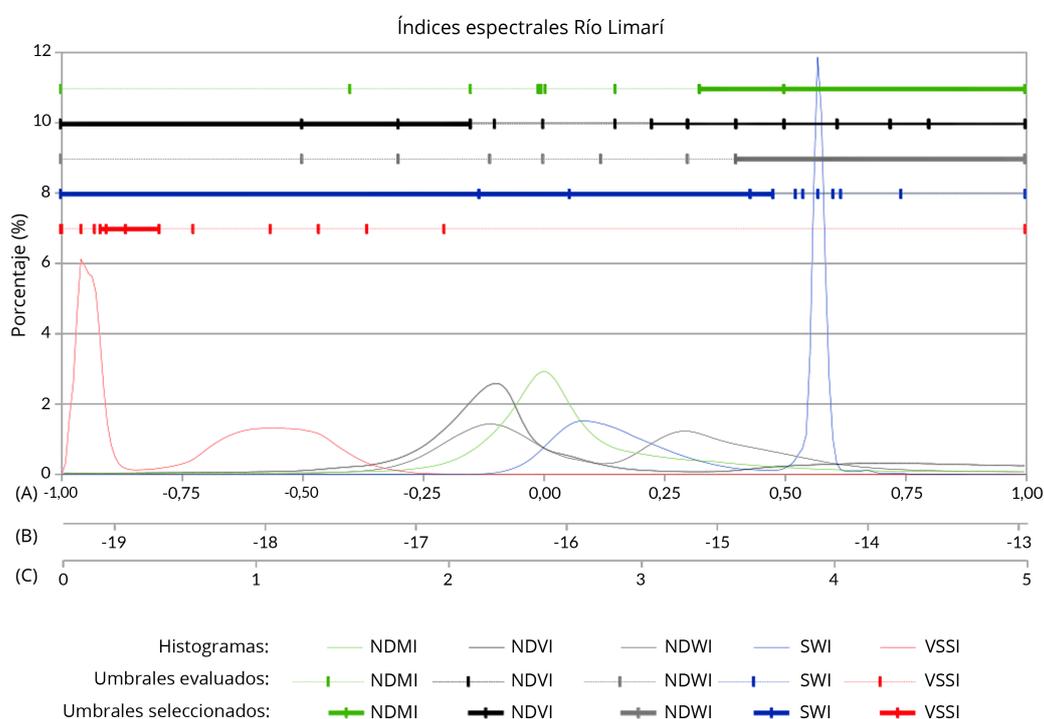


Figura 2. Histogramas, umbrales identificados y seleccionados para el humedal del Río Limarí. (A) Escala de índices normalizados NDMI, NDVI, NDWI; (B) Escala SWI; y (C) Escala VSSI / Histograms, identified and selected thresholds for the Limarí River wetland. (A) NDMI, NDVI, NDWI normalized index scale; (B) SWI scale; and (C) VSSI scale

se atribuyó a la salinidad presentes en las superficies con agua y sedimento; mientras SWI en valores igual o superiores a -14,65 englobaría la distribución de agua salada del estuario y guarda relación con la información descrita sobre la salinidad del lugar. Los parámetros ambientales de temperatura y tipo de sedimento no pudieron relacionarse con los índices evaluados.

Una vez definido los umbrales de selección para cada índice satelital, se procedió a asociar sus rangos en un árbol de decisiones utilizando la calculadora ráster de QGIS 3.4.11-Madeira (Fig. 3) para cada componente del humedal, esto es: Agua del humedal (NDVI < -0,15 y NDWI > 0,4) (Figs. 4a,c y S1a), Sedimento y agua salada [VSSI (0,22; 0,525)] (Figs. 4e y S1b), Vegetación del humedal (NDVI > 0,225 y NDMI > 0,325) (Figs. 4b, d y S1c) y zonas con agua dulce a excluir (SWI < -14,65) (Fig. 4f y S1d). Una vez computados, permitieron definir binariamente la existencia de cada uno de estos componentes y mediante la suma de criterios se obtuvieron áreas que no correspondían a humedal (valores de 0), aquellas que posiblemente son humedal (valores de

1, en color café en la Fig. 5a, b) y las que se consideran de humedal por cumplir con más de una condición (valores de 2, en color verde en la Fig. 5a, b).

Los índices que presentaron una mejor respuesta para la determinación del humedal por aporte de píxeles detectados en relación a la solución final (Fig. 5b) fueron: NDVI (85,27%), VSSI (51,34%) y NDWI (40,18%) (Tablas S1 y S2).

Con el objetivo de validar la clasificación satelital, se procesaron tres ortofotos (RGB, OCN y RGN) a partir de las imágenes disponibles de terreno, se dispusieron 100 puntos de evaluación al azar dentro de su extensión común (Fig. S2). En cada uno de ellos se identificaron componentes del humedal mediante el uso simultáneo de las ortofotos: RGB proporciona una referencia en color real y alta resolución facilitando la discriminación de componentes (Fig. S3a), OCN ayudó a la discriminación de sedimentos y vegetación con una alta influencia de la línea de suelo (Fig. S3b), mientras que la composición RGN permitió discriminar rápidamente entre componentes fotosintéticos y los cuerpos de agua (Fig. S3c).

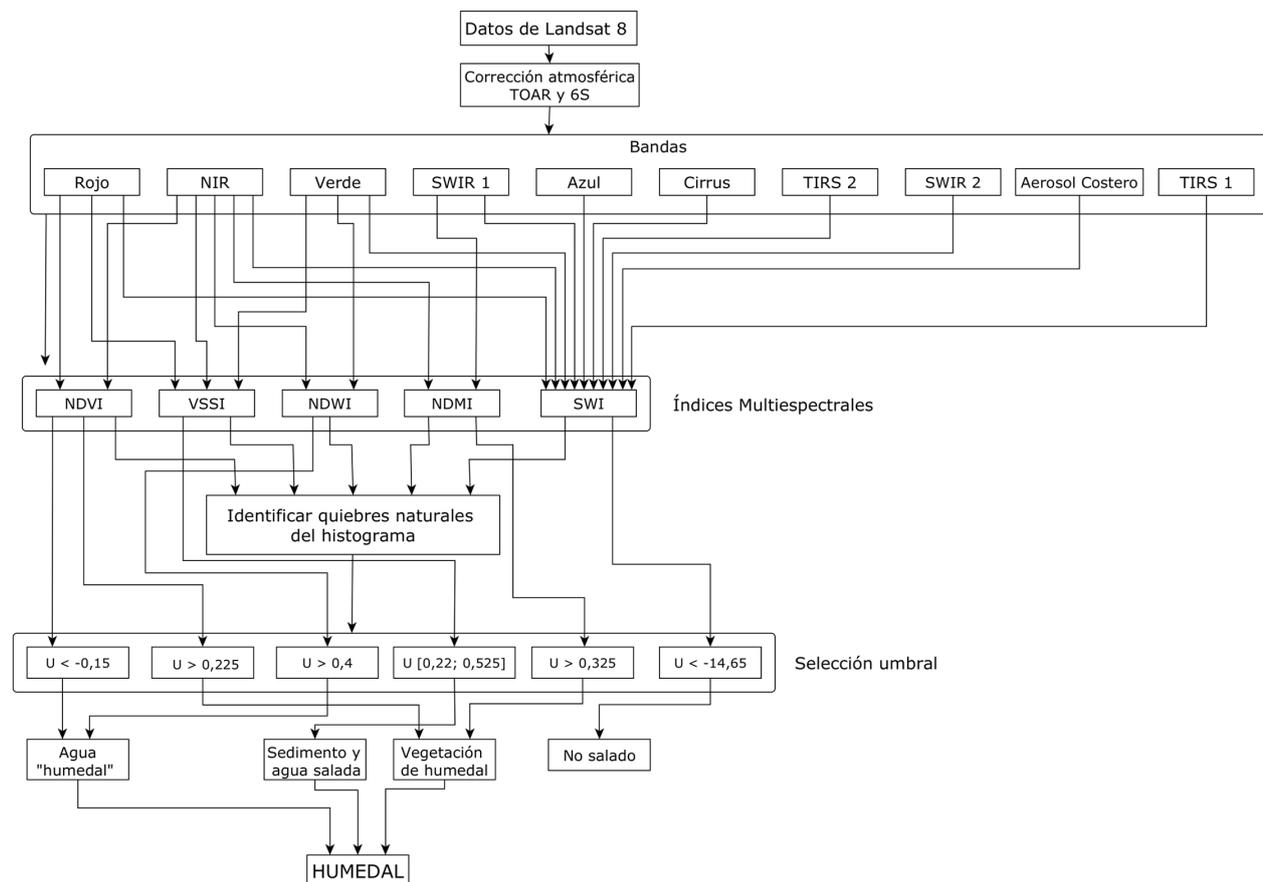


Figura 3. Árbol de decisiones sobre umbrales de selección para delimitación de componentes del humedal del Río Limarí / Decision tree on selection thresholds for delimitation of wetland components of the Limarí River

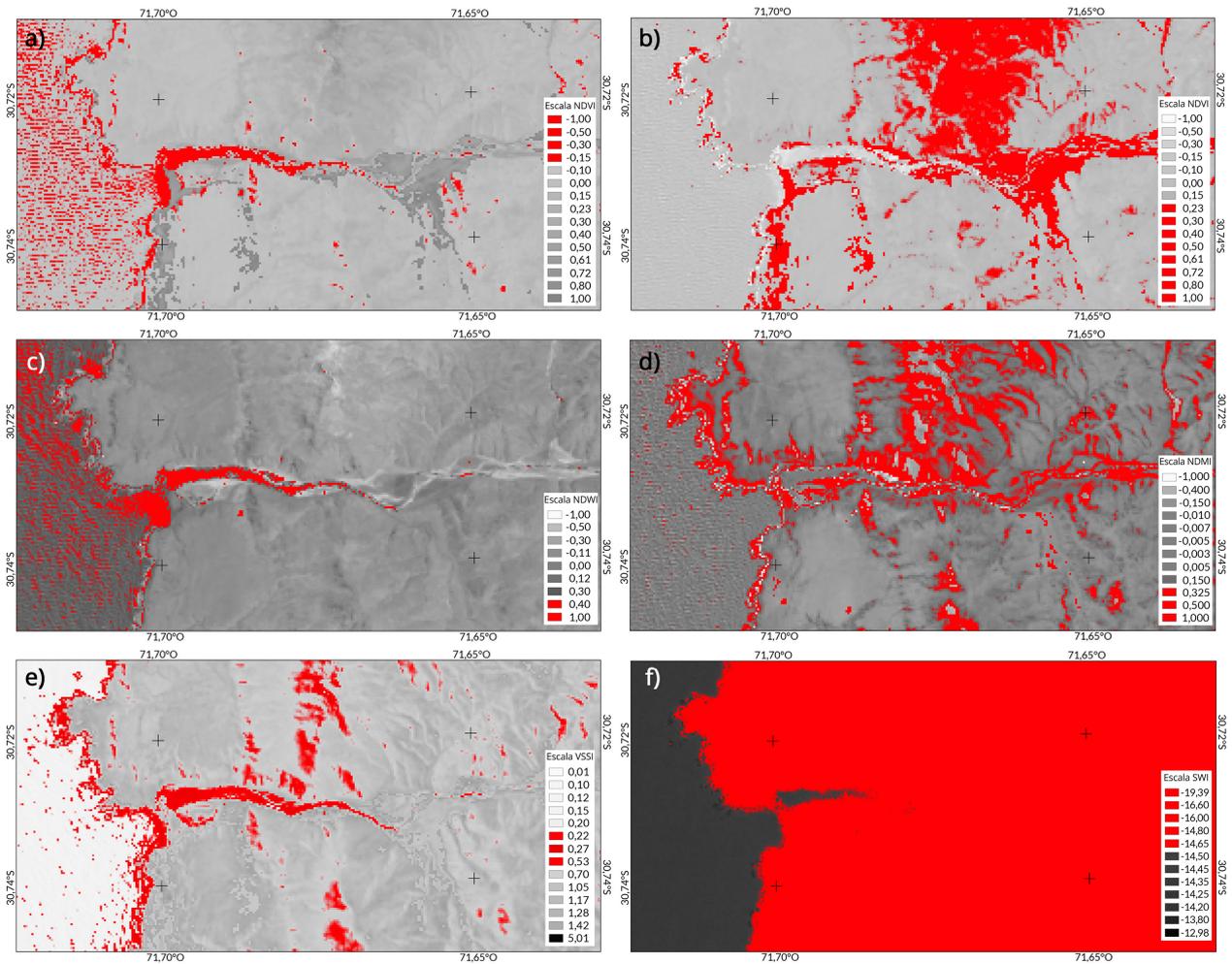


Figura 4. Representación espacial de los umbrales seleccionados en rojo para los índices: a) NDVI en detección de agua, b) NDVI en detección de vegetación, c) NDWI, d) NDMI, e) VSSI y f) SWI / Spatial representation of the selected thresholds in red for the indices: a) NDVI in water detection, b) NDVI in vegetation detection, c) NDWI, d) NDMI, e) VSSI and f) SWI

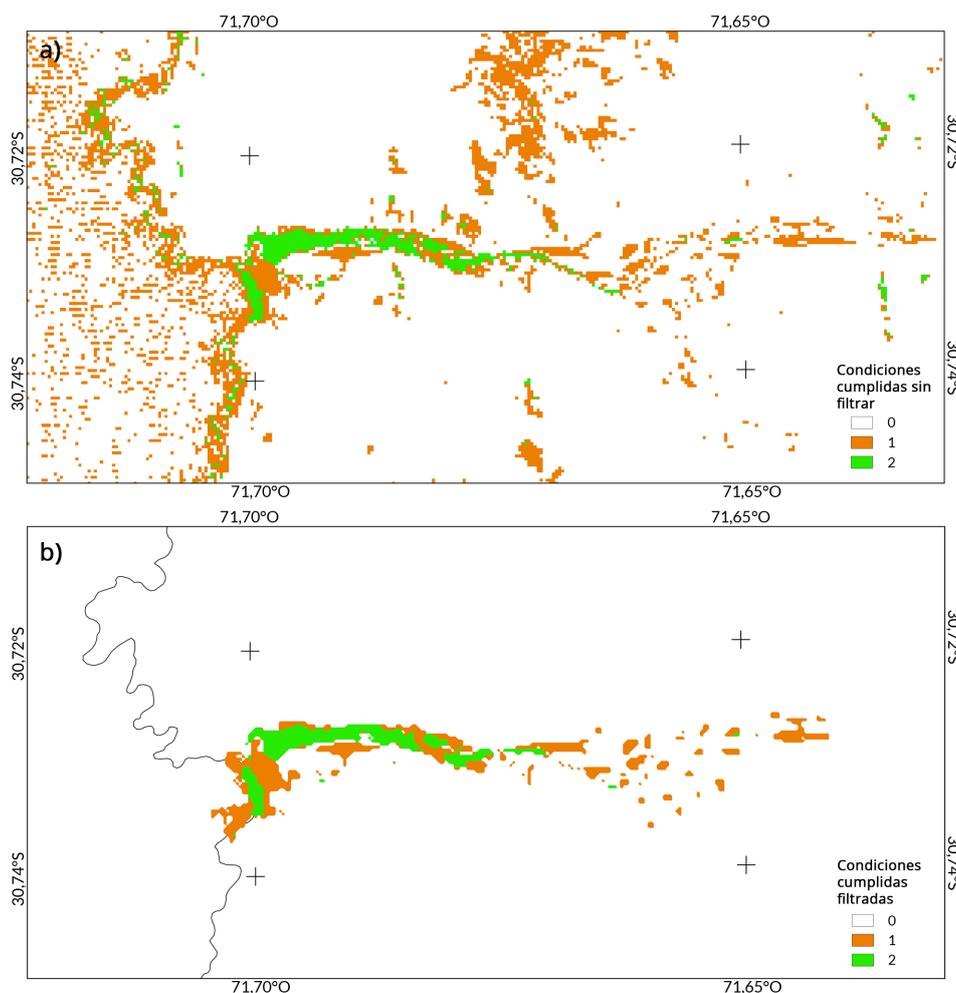


Figura 5. Resultado del árbol de decisiones: a) sin filtrado de datos y b) filtrado. Categorizando: posiblemente es humedal [color café (1)]; es humedal [color verde (2)] / Result of the decision tree: a) without data filtering and b) filtering. Categorizing: possibly wetland [brown color (1)], and wetland [green color (2)]

Con esta fuente de información se procedió a evaluar la clasificación satelital mediante Kappa de Cohen, desde sus resultados globales a los parciales (Tabla S3 a S11), obteniendo en todos los casos una clasificación de nivel “Sustancial”, siendo solo superado por la categoría “Casi perfecto” que comienza a partir de 0,8 según la escala de Landis & Koch (1977).

Si bien fue necesaria una limpieza mediante un análisis de vecindad ráster y la selección vectorial al final del procedimiento (Fig. 5a, b), los resultados preliminares del uso de varios índices en un árbol de decisiones son mejores (Kappa= 0,759) (Tabla S3 a S5) que usar únicamente uno o dos y concuerdan con las descripciones de intrusión salina descritas por Meruane *et al.* (2006) y Gudiño *et al.* (2020)⁷.

Se observaron mejoras en la identificación de la vegetación del humedal con valores de kappa de 0,787 al usar NDVI y NDMI en conjunto (Tabla S6), en comparación con 0,606 y 0,775 individual (NDVI y NDMI, respectivamente; Tablas S7 y S8), esta mejora se atribuye al control de falsos positivos en áreas con predominancia de agua (2 ocurrencias). La identificación de agua utilizando NDVI y NDWI resultó en un valor de Kappa de 0,900 (Tabla S9), el uso exclusivo de NDVI dio un valor de 0,920 (Tabla S10) y NDWI obtuvo un valor de 0,900 (Tabla S11). Durante la revisión de los falsos positivos, se observaron mínimas incidencias, en el caso de la identificación vía NDVI (Fig. S4a) se detectó una ocurrencia de vegetación que no pertenecía al humedal y un falso positivo en común con NDWI correspondiente a vegetación de humedal (Fig. S4b).

⁷Gudiño V, G Leighton, V Martínez, C Arenas, A Miranda, S Larrea & F Jiménez. 2020. Red de monitoreo ambiental de ecosistemas acuáticos de Chile 2019-21: Insumo para plataforma de humedales de Chile. Segundo Informe de Avance. Informe Científico y Técnico N°010/2020, Facultad de Ciencias del Mar y de Recursos Naturales, Universidad de Valparaíso, Viña del Mar, 110 pp.

Sumado a lo anterior, los falsos negativos en la detección de agua se atribuyen a diferencias de escala, en la Figura S5 se muestra la ubicación de los falsos negativos de NDVI y NDWI, destacando su recurrente posición en el borde de las grillas de clasificación desde imágenes Landsat. Este fenómeno del “efecto borde” puede distorsionar la identificación de los componentes en el proceso de detección, por lo que se mantiene la propuesta de identificación de agua mediante ambos índices dado que la escala es un aspecto inherente al proceso de tratamiento de imágenes satelitales (Zhang *et al.* 2014).

Mientras SWI posiblemente sea limitado por la resolución espacial de las imágenes utilizadas, cabe mencionar que la implementación del mismo en fuentes de mayor resolución podría ser interesante para la delimitación del ecosistema en la zona de playa.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos demuestran que el uso de múltiples índices satelitales mejora la precisión en la clasificación de los componentes del humedal en comparación con el uso de índices individuales. La combinación de NDVI y NDMI mejoró la identificación de vegetación del humedal al reducir falsos positivos, especialmente en áreas con predominancia de agua. El uso conjunto de NDVI y NDWI también mejoró la identificación de cuerpos de agua, aunque se observaron algunos falsos positivos debido atribuibles a la sensibilidad de la banda NIR y las diferencias de fechas entre las capturas satelitales y trabajo de terreno con las consecuentes diferencias en los niveles de agua. Oyola-Lepe (2009) sostiene que NDWI tiene un mejor éxito de aplicación en aguas profundas.

Respecto a NDMI es importante señalar la influencia negativa que pueden tener los modelos de corrección atmosférica, lo que explicaría algunas áreas subvaloradas. Esto debido a la sensibilidad de las bandas NIR y SWIR a la presencia de vapor de agua y aerosol en el proceso del algoritmo 6S, problema relevante en ecosistemas costeros (Pahlevan *et al.* 2017).

El fenómeno del “efecto borde” en las grillas de clasificación de las imágenes Landsat afectó la precisión de la identificación de componentes, generando falsos negativos en los márgenes. Se sugiere mantener el uso conjunto de NDVI y NDWI para mejorar la identificación de cuerpos de agua, considerando la limitación inherente de la escala.

En consideración a las limitaciones de la resolución espacial de Landsat 8 (30 m), varios autores señalan que este satélite es uno de los mejores para monitorear y cartografiar humedales (Irons *et al.* 2012, Roy *et al.* 2014, Schultz *et al.* 2016, Mao *et al.* 2020, Nguyen *et al.* 2020); sin embargo, Kaplan & Avdan (2017) mencionan que en varios estudios se han observado dificultades para cartografiar humedales

costeros en los sensores satelitales de baja resolución espacial, encontrándose que en la mayoría de los píxeles de Landsat eran mezclas de varios tipos de cobertura terrestre en diversas proporciones. Ante esto Kaplan & Avdan (2017) sugieren que es mejor ocupar los satélites Sentinel debido a que ofrecen imágenes con una resolución de 10 a 60 m, presentando además una mejor resolución espacial, espectral y temporal que Landsat 8 (Slagter *et al.* 2020). Sánchez-Espinoza & Schröder (2019) mencionan los resultados de las imágenes de Sentinel 2 son de mejor calidad que los entregados por Landsat 8, pero a pesar de ello, el desarrollo de índices para la serie Sentinel aún no es tan amplia y con el suficiente respaldo en publicaciones científicas como la serie Landsat, por lo que es necesario contar más datos de terreno para su validación y prescindir de la eliminación de ruido manual. Otra posibilidad de optimización del procedimiento es la deconvolución de imágenes satelitales, lo cual requeriría desarrollo y validación con fuentes adicionales; además, sería necesario evaluarlo en distintos escenarios de caudal del río con la finalidad de evaluar la segmentación de la información espectral en condiciones de mayor resolución espacial.

AGRADECIMIENTOS

A Consultorías Ambientales y Territoriales Gedeco Ltda. y Asesorías Ambientales y Pesqueras Limitada (AMPES), por su financiamiento.

LITERATURA CITADA

- Amani M, B Salehia, S Mahdavia & B Brisco. 2018.** Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 144: 119-136.
- Ansari M & M Akhoondzadeh. 2019.** Mapping water salinity using Landsat-8 OLI satellite images (Case study: Karun basin located in Iran). *Advances in Space Research* 65: 1490-1502. <<https://doi.org/10.1016/j.asr.2019.12.007>>
- Bahadur TK. 2018.** NDVI, NDBI & NDWI calculation using Landsat 7, 8. <<https://www.linkedin.com/pulse/ndvi-ndbi-ndwi-calculation-using-landsat-7-8-tek-bahadur-kshetri/>>
- Baker C, R Lawrence, C Montagne & D Patten. 2006.** Mapping wetlands and riparian areas using Landsat ETM+ imagery and decision-tree-based models. *Wetlands* 26(2): 465-474.
- Barraza D & P Ponce. 2014.** Caracterización ecológica del humedal de Mantagua, Región de Valparaíso, como base para su protección y conservación. Tesis de Ingeniería Ambiental, Facultad de Ciencias, Universidad de Valparaíso, Valparaíso, 160 pp.
- Bhatnagar S, L Gill, S Regan, O Naughton, P Johnston, S Waldren & B Ghosh. 2020.** Mapping vegetation communities inside wetlands using Sentinel-2 imagery in Ireland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 88, 102083. <<https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102083>>

- Chamberlain D, S Phinn & H Possingham. 2020.** Remote sensing of mangroves and estuarine communities in Central Queensland, Australia. *Remote Sensing* 12(1): 197. <<https://doi.org/10.3390/rs12010197>>
- Chenyu Z, C Shenliang, L Peng & L Qinglan. 2022.** Spatiotemporal dynamic remote sensing monitoring of typical wetland vegetation in the Current Huanghe River Estuary Reserve. *Haiyang Xuebao* 44(1): 125-136. <<https://doi.org/10.12284/hyxb2022014>>
- Chi Y, W Zheng, H Shi, J Sun & Z Fu. 2018.** Spatial heterogeneity of estuarine wetland ecosystem health influenced by complex natural and anthropogenic factors. *Science of the Total Environment* 634: 1445-1462.
- Chuvienco E. 1995.** Fundamentos de la teledetección espacial, 449 pp. Ediciones Rialp, Madrid.
- Cohen J. 1960.** A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement* 20(1): 37-46. <<https://doi.org/10.1177/001316446002000104>>
- Dehni A & M Lounis. 2012.** Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: Application to the Oran Region of Algeria. *Procedia Engineering* 33: 188-198.
- Fernández A. 2007.** Estudio de técnicas basadas en la transformada de Wavelet y optimización de sus parámetros para la clasificación por texturas de imágenes digitales. Tesis Doctoral, Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, 247 pp. <<https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/1955/tesisUPV2573.pdf?sequence=1&isAllowed=y>>
- Figuerola R, ML Suarez, A Andreu, VH Ruiz & MR Vidal. 2009.** Caracterización ecológica de humedales de la zona semiárida en Chile central. *Gayana* 73(1): 76-94.
- Gxokwe S, T Dube & D Mazvimavi. 2020.** Multispectral remote sensing of wetlands in semi-arid and arid areas: A review on applications, challenges and possible future research directions. *Remote Sensing* 12(24): 4190. <<https://doi.org/10.3390/rs12244190>>
- Hassan R, Z Ahmed, MT Islam, R Alam & Z Xie. 2021.** Soil salinity detection using salinity indices from Landsat 8 satellite image at Rampal, Bangladesh. *Remote Sensing in Earth Systems Sciences* 4: 1-12.
- Irons JR, JL Dwyer & JA Barsi. 2012.** The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission. *Remote Sensing of Environment* 122: 11-21.
- Kaplan G & U Avdan. 2017.** Mapping and monitoring wetlands using Sentinel-2 satellite imagery. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 4-4/W4: 271-277. [4th International GeoAdvances Workshop, 14-15 October 2017, Safranbolu, Karabuk, Turkey]
- Kaplan G & U Avdan. 2018.** Monthly analysis of wetlands dynamics using remote sensing data. *International Journal of Geo-Information* 7(10): 1-20.
- Kolesnyk A & N Khairova. 2022.** Justification for the use of Cohen's Kappa statistic in experimental studies of NLP and text mining. *Cybernetics and Systems Analysis* 58(2): 280-288. <<https://doi.org/10.1007/s10559-022-00460-3>>
- Landis R & G Koch. 1977.** The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33(1): 159-174. <<https://doi.org/10.2307/2529310>>
- Mao D, Z Wang, B Du, L Li, Y Tian, M Jia, Y Zeng, K Song, M Jiang & Y Wang. 2020.** National wetland mapping in China: A new product resulting from object-based and hierarchical classification of Landsat 8 OLI images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 164: 11-25.
- McFeeters SK. 2013.** Using the normalized difference water index (NDWI) within a geographic information system to detect swimming pools for Mosquito Abatement: A practical approach. *Remote Sensing* 5: 3544-3561.
- Meruane JA, MC Morales, CA Galleguillos, MA Rivera & H Hosokawa. 2006.** Experiencias y resultados de investigaciones sobre el camarón de río del norte *Cryphiops caementarius* (Molina 1782) (Decapoda: Palaemonidae): Historia natural y cultivo. *Gayana* 70(2): 280-292.
- Nguyen KN, YA Liou, HP Tran, PP Hoang & TH Nguyen. 2020.** Soil salinity assessment by using near infrared channel and Vegetation Soil Salinity Index derived from Landsat 8 OLI data: A case study in the Tra Vinh Province, Mekong Delta, Vietnam. *Progress in Earth and Planetary Science* 7(1): 1-16.
- Oyola-Lepe N. 2009.** Identificación de humedales del norte grande de Chile utilizando técnicas geomáticas en imágenes satelitales Landsat. Tesis de Magister, Facultad de Ciencias Forestales y de la Conservación de la Naturaleza, Universidad de Chile, Santiago, 48 pp. <<https://bibliotecadigital.ciren.cl/server/api/core/bitstreams/9f0b5b5e-2df2-423a-bb3c-e5e8e0d7e556/content>>
- Ozesmi A & M Bauer. 2002.** Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management* 10: 381-402.
- Pahlevan N, JC Roger & Z Ahmad. 2017.** Revisiting short-wave-infrared (SWIR) bands for atmospheric correction in coastal waters. *Optical Express* 25(6): 6015-6035.
- Perillo G. 1995.** Definitions and geomorphologic classifications of estuarines. *Developments in Sedimentology* 53: 17-47.
- RAMSAR. 2016.** Introducción a la convención sobre los humedales, 118 pp. Ramsar Convention Secretariat, Gland.
- Rapinel S, L Panhelleux, G Gayet, R Vanacker, B Lemerrier, B Laroche, F Chambaud, A Guelmami & L Hubert-Moy. 2023.** National wetland mapping using remote-sensing-derived environmental variables, archive field data, and artificial intelligence. *Heliyon* 9, e13482. <<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13482>>
- Roy DP, MA Wulder, TR Loveland, CE Woodcock, RG Allen, MC Anderson, D Helder, JR Irons, DM Johnson, R Kennedy, TA Scambos, CB Schaaf, JR Schott, Y Sheng, EF Vermote, AS Belwardo, R Bindschadler, WB Cohen, F Gao, JD Hipple, P Hostert, J Huntington, CO Justice, A Kilic, V Kovalsky, ZP Lee, L Lymburner, JG Masek, J McCorkel, Y Shuai, R Trezza, J Vogelmann, RH Wynne & Z Zhu. 2014.** Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment* 145: 154-172.
- Sánchez-Espinosa A & C Schröder. 2019.** Land use and land cover mapping in wetlands one step closer to the ground: Sentinel-2 versus Landsat 8. *Journal of Environmental Management* 247: 484-498.
- Schultz M, JGPW Clevers, S Carter, J Verbesselt, V Avitabile, HV Quang & M Herolda. 2016.** Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 52: 318-327.

- SHOA. 2018.** Tablas de marea de la costa de Chile 2018. Servicio Hidrográfico y Oceanográfico de la Armada de Chile. SHOA PUB 3009: 1-200.
- Siles-Ajamil R. 2022.** Evaluación de escenarios de gestión mediante un modelo lineal mareal en el estuario del Guadalquivir. Tesis Doctoral, Programa de Doctorado en Dinámica de Flujos Biogeoquímicos y sus Aplicaciones, Universidad de Granada, Granada, 119 pp. <<https://digibug.ugr.es/handle/10481/77141>>
- Slagter B, NE Tsendbazar, A Vollrath & J Reiche. 2020.** Mapping wetland characteristics using temporally dense Sentinel-1 and Sentinel-2 data: A case study in the St. Lucia wetlands, South Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 86: 1-11.
- Stuardo J & C Valdovinos. 1989.** Estuarios y lagunas costeras: ecosistemas importantes del Chile central. *Ambiente y Desarrollo* 1: 107-115.
- Tapia-Zurita L. 2018.** Análisis de la calidad hídrica del humedal de Mantagua, Región de Valparaíso, y su relación con el entorno social. Tesis de Ingeniería Forestal, Facultad de Ciencias Forestales y de la Conservación de la Naturaleza, Universidad de Chile, Santiago, 58 pp. <<https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/152402>>
- Toffanin P. 2019.** OpenDroneMap: The missing guide. A practical guide to drone mapping using free and open source software, 264 pp. Independently published, <https://ftp.itc.nl/pub/maathuis/EENSAT_batch1_Course_Materials/EENSAT_week2/photogrammetry/opendronemap-the-missing-guide.pdf>
- Turnbull A, M Soto-Berelov & M Coote. 2024.** Delineation and classification of wetlands in the Northern Jarrah Forest, Western Australia using remote sensing and machine learning. *Wetlands* 44: 52. <<https://doi.org/10.1007/s13157-024-01806-7>>
- Verrelst J, Z Malenovský, C Van der Tol, G Camps-Valls, J Gastellu-Etchegorry, P Lewis, P North & J Moreno. 2019.** Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: A review on retrieval methods. *Survey in Geophysics* 40: 589-629. <<https://doi.org/10.1007/s10712-018-9478-y>>
- Waqar R, H Shu, K Javid, S Pervaiz, F Mustafa, D Raza, B Ahmed, A Quddoos, S Al-Ahmadi & W Atef. 2024a.** Wetland identification through remote sensing: Insights into wetness, greenness, turbidity, temperature, and changing landscapes. *Big Data Research* 35: 100416. <<https://doi.org/10.1016/j.bdr.2023.100416>>
- Waqar R, H Shu, I Naz, A Quddoos, A Yaseen, K Gulshad & S Alarifi. 2024b.** Machine learning-based wetland vulnerability assessment in the Sindh Province RAMSAR site using remote sensing data. *Remote Sensing* 16(5): 928. <<https://doi.org/10.3390/rs16050928>>
- WCS. 2019.** Chile, país de humedales: 40 mil reservas de vida, 192 pp. Wildlife Conservation Society, Santiago.
- Yousefian F, M Sahebi, M Shokri & M Moradi. 2019.** A Novel Water Index (SWI) for salty water from Landsat - 8 OLI/TIRS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 42-4/W18: 1097-1105. [GeoSpatial Conference 2019 – Joint Conferences of SMPR and GI Research, 12-14 October 2019, Karaj, Iran]
- Yue W, J Xu, W Tan & L Xu. 2007.** The relationship between land surface temperature and NDVI with remote sensing: application to Shanghai Landsat 7 ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing* 28(15): 3205-3226.
- Zambra-Ramos R. 2019.** Transferencia de masa entre la desembocadura del Río Limarí, bahía Tongoy y bahía Barnes. Región de Coquimbo, Chile. Memoria de Geógrafo, Facultad de Arquitectura y Urbanismo, Universidad de Chile, Santiago, 135 pp. <<https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/170802>>
- Zhang J, P Atkinson & MF Goodchild. 2014.** Scale in spatial information and analysis, 368 pp. CRC Press, Boca Raton.

Recibido el 12 de marzo 2024
Aceptado el 24 de septiembre 2024

Editor: Pilar Muñoz Muga

RBMO CITATION STYLE

Arenas C & V Gudiño. 2024. Propuesta metodológica para la teledetección de la zona estuarina del humedal del Río Limarí, sitio RAMSAR, Región de Coquimbo, Chile. *Revista de Biología Marina y Oceanografía* 59(3): 183-197. <<https://doi.org/10.22370/rbmo.2024.59.3.4847>>

MATERIAL SUPLEMENTARIO

Tabla S1. Contribución pixelar de cada criterio de índices espectrales en la identificación de los componentes del humedal y clasificación final / Pixel contribution of each spectral index criterion to wetland component identification and final classification

Clasificación final		Criterio y componente de humedal detectado					
		NDVI < -0,15	NDVI > 0,225	NDWI > 0,4	VSSI [0,22; 0,525]	NDMI > 0,325	SWI ≥ -14,65*
Valor	Tamaño	Agua	Vegetación	Agua	Sedimento y agua salada	Vegetación	Área salada
1	655	75	434	64	144	346	98
2	465	442	4	386	431	23	328
Total	1120	517	438	450	575	369	426
Porcentaje (%)	100	46,16	39,11	40,18	51,34	32,95	38,04

*Para efectos de cálculo se consideró el inverso del criterio original de SWI

Tabla S2. Contribución pixelar de cada índice espectral en la clasificación final / Pixel contribution of each spectral index to final classification

Clasificación final		Índice espectral				
Valor	Tamaño	NDVI	NDWI	VSSI	NDMI	SWI*
1	655	509	64	144	346	98
2	465	446	386	431	23	328
Total	1120	955	450	575	369	426
Porcentaje (%)	100	85,27	40,18	51,34	32,95	38,04

*Para efectos de cálculo se consideró el inverso del criterio original de SWI

Tabla S3. Análisis Kappa de la clasificación agregando categorías de detección de humedal (valores 1 y 2) / Kappa analysis of the classification by adding wetland detection categories (values 1 and 2)

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es humedal (0)	Es humedal (1)		
No es humedal (0)	56	23	79	23
Es humedal (1 y 2)	1	20	21	1
Total	57	43	100	
Error u omisión	1	23		
p_0			0,760	
p_e			0,005	
Kappa			0,759	

Tabla S4. Análisis Kappa de la clasificación respecto a la categoría posiblemente es humedal (valores de 1) / Kappa analysis of the classification with respect to the category possibly wetland (values of 1)

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es humedal (0)	Es humedal (1)		
No es humedal (0)	56	23	79	23
Posiblemente es humedal (1)	1	9	10	1
Total	57	32	89	
Error u omisión	1	23		
p_0			0,730	
p_e			0,006	
Kappa			0,729	

Tabla S5. Análisis Kappa de la clasificación respecto a la categoría es humedal (valores de 2) / Kappa analysis of the classification with respect to the category is wetland (values of 2)

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es humedal (0)	Es humedal (1)		
No es humedal (0)	56	23	79	23
Es humedal (2)	0	11	11	0
Total	56	34	90	
Error u omisión	0	23		
p_0			0,744	
p_e			0,000	
Kappa			0,744	

Tabla S6. Análisis Kappa de la detección de vegetación de humedal a través de NDVI y NDMI / Kappa analysis of wetland vegetation detection by NDVI and NDMI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es vegetación de humedal (0)	Es vegetación de humedal (1)		
No es vegetación de humedal (0)	75	17	92	17
Es vegetación de humedal (1)	4	4	8	4
Total	79	21	100	
Error u omisión	4	17		
p_0			0,790	
p_e			0,014	
Kappa			0,787	

Tabla S8. Análisis Kappa de la detección de vegetación de humedal a través de NDMI / Kappa analysis of wetland vegetation detection by NDMI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es vegetación de humedal (0)	Es vegetación de humedal (1)		
No es vegetación de humedal (0)	70	13	83	13
Es vegetación de humedal (1)	9	8	17	9
Total	79	21	100	
Error u omisión	9	13		
p_0			0,780	
p_e			0,023	
Kappa			0,775	

Tabla S10. Análisis Kappa de la detección de agua de humedal a través de NDVI / Kappa analysis of wetland water sensing through NDVI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es agua de humedal (0)	Es agua de humedal (1)		
No es agua de humedal (0)	81	6	87	6
Es agua de humedal (1)	2	11	13	2
Total	83	17	100	
Error u omisión	2	6		
p_0			0,920	
p_e			0,002	
Kappa			0,920	

Tabla S7. Análisis Kappa de la detección de vegetación de humedal a través de NDVI / Kappa analysis of wetland vegetation detection by NDVI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es vegetación de humedal (0)	Es vegetación de humedal (1)		
No es vegetación de humedal (0)	54	12	66	12
Es vegetación de humedal (1)	25	9	34	25
Total	79	21	100	
Error u omisión	25	12		
p_0			0,630	
p_e			0,060	
Kappa			0,606	

Tabla S9. Análisis Kappa de la detección de agua de humedal a través de NDVI y NDWI / Kappa analysis of wetland water sensing through NDVI and NDWI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es agua de humedal (0)	Es agua de humedal (1)		
No es agua de humedal (0)	82	9	91	9
Es agua de humedal (1)	1	8	9	1
Total	83	17	100	
Error u omisión	1	9		
p_0			0,900	
p_e			0,002	
Kappa			0,900	

Tabla S11. Análisis Kappa de la detección de agua de humedal a través de NDWI / Kappa analysis of wetland water sensing through NDWI

Clasificación	Referencia de terreno		Total	Error u omisión
	No es agua de humedal (0)	Es agua de humedal (1)		
No es agua de humedal (0)	82	9	91	9
Es agua de humedal (1)	1	8	9	1
Total	83	17	100	
Error u omisión	1	9		
p_0			0,900	
p_e			0,002	
Kappa			0,900	

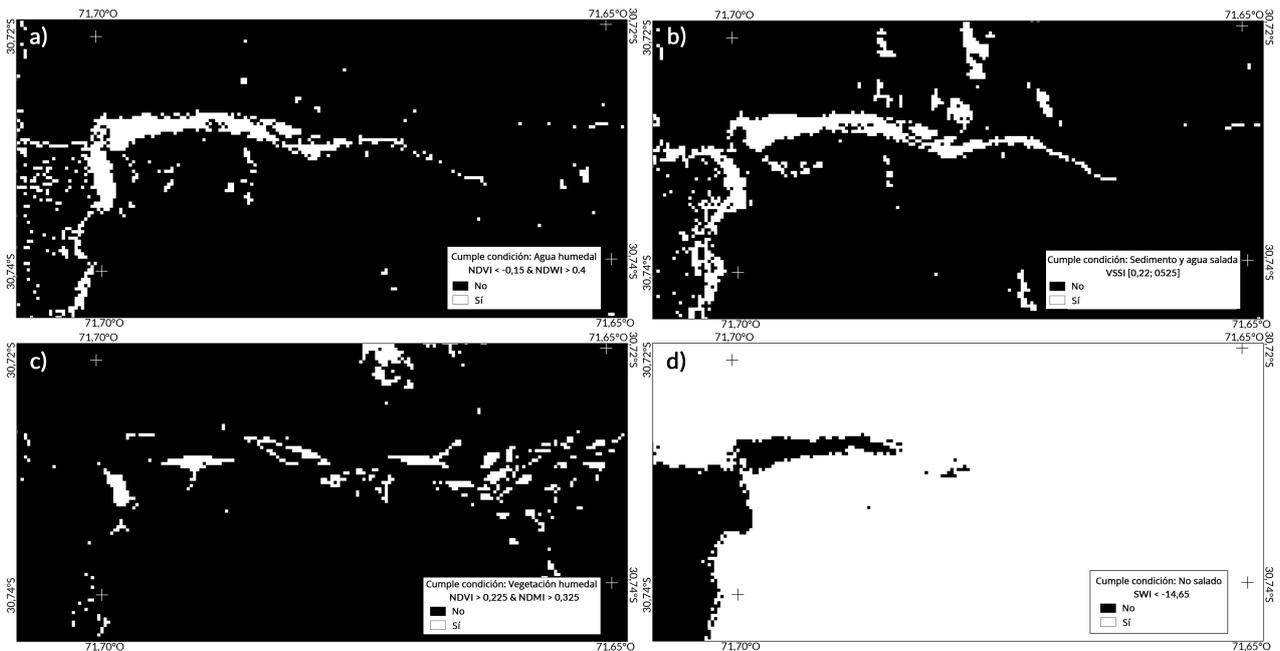


Figura S1. Resultados parciales del árbol de decisiones propuesto: a) Agua de humedal, b) Sedimento y agua salada, c) Vegetación de humedal y d) Áreas no saladas / Partial results of the proposed decision tree: a) Wetland water, b) Sediment and saltwater, c) Wetland vegetation and d) Non-saline areas

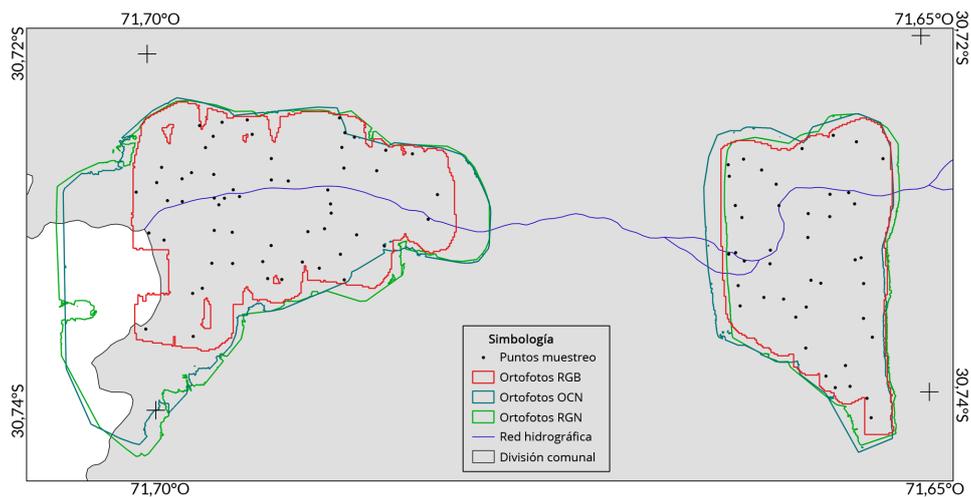


Figura S2. Despliegue de ortofotos multiespectrales y distribución de puntos de muestreo para validar los resultados preliminares / Deployment of multispectral orthophotos and distribution of sampling points to validate preliminary results



Figura S3. Comparación entre imágenes de cámaras espectrales (ortofotos) capturadas en el área de estudio: a) RGB, b) OCN y c) RGN / Comparison between spectral camera images (orthophotos) captured in the study area: a) RGB, b) OCN and c) RGN

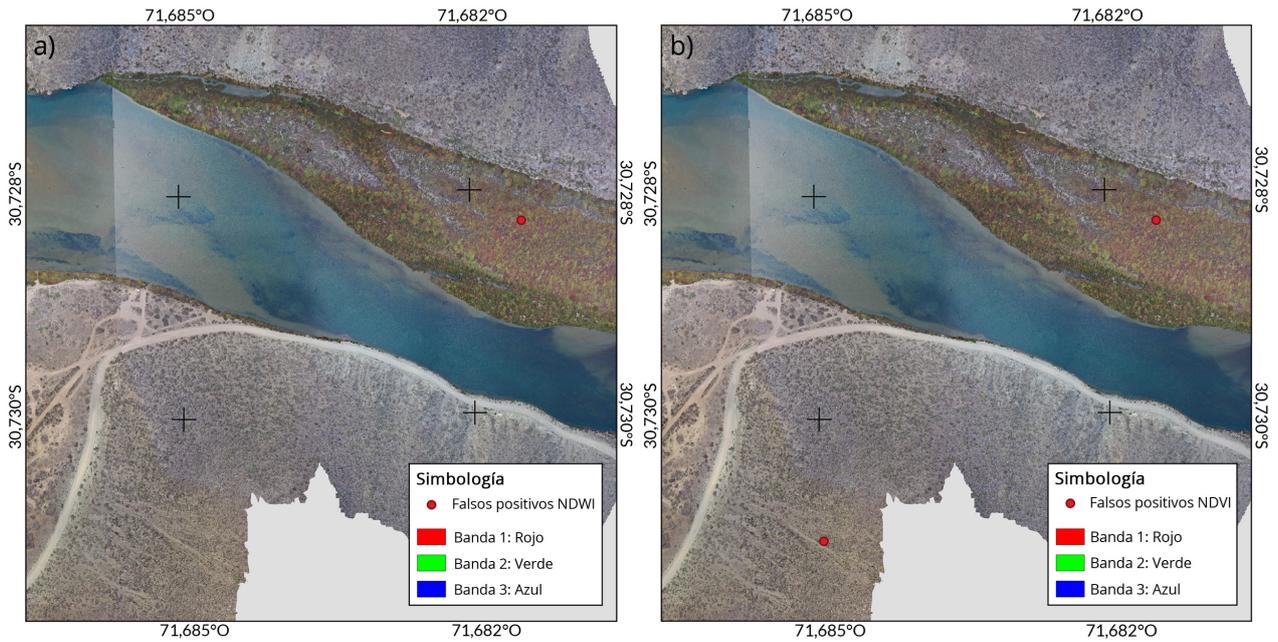


Figura S4. Falsos positivos en la detección de agua de humedal en criterios de: a) NDVI y b) NDWI / False positives in the detection of wetland water in the criteria of: a) NDVI and b) NDWI

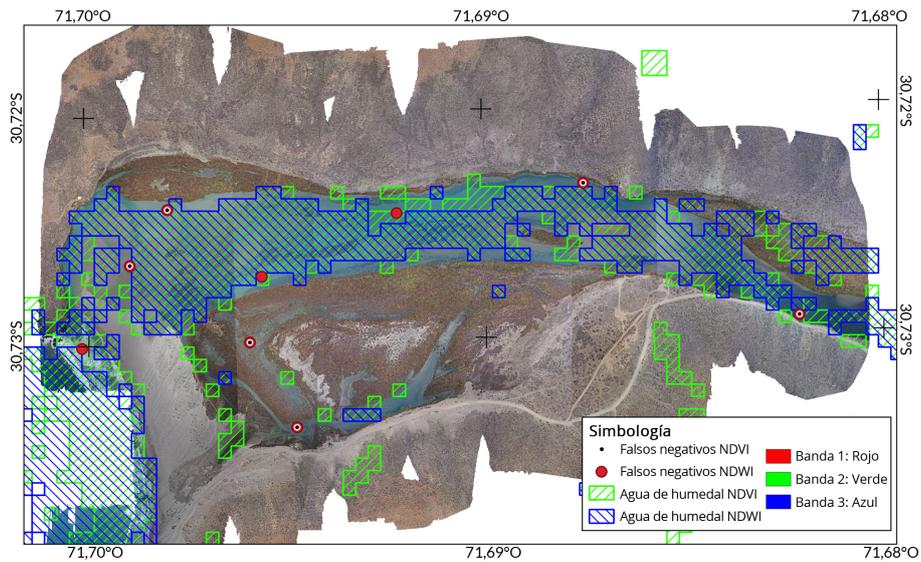


Figura S5. Falsos negativos en la detección del agua de humedal respecto a las escalas de análisis de NDVI y NDWI / False negatives in wetland water detection with respect to NDVI and NDWI scales of analysis