



Estimación del área de playa a través de información satelital de libre acceso: calibración para la costa de Montevideo, Uruguay

Sandy beach area estimation through open access satellite information: A calibration for the coast of Montevideo, Uruguay

Luis Orlando

 0000-0002-8528-9047

UNDECIMAR, Facultad de Ciencias, Iguá 4225, Montevideo 11400, Uruguay. lorlando@fcien.edu.uy

RESUMEN

Las playas arenosas brindan gran variedad de servicios ecosistémicos sosteniendo el bienestar humano en áreas costeras. Estos ecosistemas dinámicos dependen de la interacción entre: el oleaje, las mareas y los regímenes de viento. Su alta variabilidad los hace vulnerables a las modificaciones físicas y el cambio climático, amenazando la estabilidad de las funciones ecosistémicas. El análisis de la dinámica costera requiere una gran cantidad de información, este estudio utiliza una metodología de acceso libre para estimar el área de playa a través de imágenes satelitales de la colección Landsat. El área de las playas es una variable relevante para dilucidar la dinámica costera, los atributos ecosistémicos y el potencial turístico. La arena (mediante *Random Forest*) y la cobertura vegetal (mediante el índice de diferencias normalizadas de vegetación) se consideraron como componentes del ecosistema de playa. Se validó el método para la costa de Montevideo, comparando los resultados con medidas independientes, y se estimó el área de 20 playas de para un período de 35 años. Esta metodología está disponible para su aplicación a un costo operativo bajo, representado una oportunidad para aumentar la información disponible y mejorar el manejo en materia de dinámica costera y uso de las playas arenosas.

PALABRAS CLAVE: erosión costera, manejo ecosistémico, Landsat, acceso libre, playas arenosas.

ABSTRACT

Sandy beaches provide a variety of ecosystem services that support human well-being at coastal areas. These ecosystems are highly dynamic and primarily defined by the interaction between waves, tides and wind regimes. High variability makes beaches vulnerable to physical modifications and climate change, jeopardizing ecosystems functions. This has resulted in accelerated erosion rates and ecological degradation with widespread socioeconomic implications. Coastal dynamic analysis is a data demanding process that requires long term monitoring programs; this study applies an open access methodology to the Landsat collection in order to estimate beach area. This informative variable can help elucidate coastal dynamics, ecosystem attributes and touristic potential. Sand (through Random forest classification) and vegetation (through a threshold of the normalized difference vegetation index) were considered as components of the beach ecosystem. The method was calibrated for the Montevideo coast by testing results against independent estimations of beach area, the area of 20 beaches of the Montevideo coast was estimated for a 35 years' period. This methodology can be applied anywhere at a very low operational cost, potentially multiplying the available information and allowing better management on the pressing matters of coastal dynamics and sandy beach use.

KEY WORDS: coastal erosion, ecosystem management, Landsat, open access, sandy beach.

INTRODUCCIÓN

Las playas arenosas abarcan más de dos tercios de las costas libres de hielo del mundo y proveen una amplia variedad de servicios ecosistémicos que sustentan el bienestar humano en las áreas costeras (McLachlan y Defeo, 2018). Las playas son muy dinámicas y están definidas ante todo por la interacción entre la energía de las olas, las mareas y los regímenes de viento (Barnard *et al.*, 2015; McLachlan *et al.*, 2018), lo cual se traduce en patrones marcados de variación en el área del ecosistema (Short, 1999). La alta variabilidad hace que los ecosistemas playeros sean particularmente vulnerables a modificaciones físicas, estructuras de acorazamiento y otras alteraciones asociadas a la urbanización, lo que pone en riesgo el área de los ecosistemas, reduce la biodiversidad y altera los ciclos del balance sedimentario, acelerando las tasas de erosión (Short, 1999; Defeo *et al.*, 2009). Los ecosistemas costeros alrededor del mundo enfrentan un “triple impacto” debido al aumento en el desarrollo urbano e industrial, el uso de recursos y los efectos del cambio climático (Defeo y Elliot, 2020). Los factores estresantes naturales y antropogénicos que afectan a las playas arenosas han llevado a una erosión generalizada y a la degradación de estos complejos ecosistemas, con consecuencias para los componentes tanto social como ecológico (Amyot y Grant, 2014; Luijendijk *et al.*, 2018).

Mitigar la degradación de los ecosistemas playeros es una tarea compleja que requiere estimaciones morfológicas para evaluar factores clave y tendencias (Barnard *et al.*, 2012). Los programas de monitoreo *in situ* son costosos y con frecuencia escasos (Splinter *et al.*, 2013; Vos *et al.*, 2019). Esto resulta en especial problemático, pues se requieren conjuntos robustos de datos a largo plazo antes de que emerjan tendencias significativas (Short y Jackson, 2013). Los análisis multidecenales de la vulnerabilidad costera han mostrado patrones de oscilación y correlaciones con índices climáticos globales y regionales, combinados con el clima de las olas y nivel del mar predominantes (Barnard *et al.*, 2015; Orlando *et al.*, 2019). Esta dinámica causada por el clima es la base de la preocupación compartida sobre los efectos potencialmente críticos del cambio climático en las áreas costeras, reforzando la necesidad de bases de datos costeras a largo plazo.

Las imágenes satelitales suministran datos útiles para estudiar la morfodinámica costera (Harris *et al.*, 2011; Short y Jackson, 2013) y se han utilizado para monitorear las orillas y costas a escala global (Luijendijk *et al.*, 2018; Vos *et al.*, 2019) y local (Cifuentes *et al.*, 2017). La colección satelital Landsat tiene resoluciones espaciales, espectrales y radiométricas que,

INTRODUCTION

Sandy beaches comprise more than two thirds of the ice-free coasts of the world, providing a wide variety of ecosystem services that support human well-being at coastal areas (McLachlan and Defeo, 2018). Beaches are highly dynamic and primarily defined by the interaction between wave energy, tides and wind regimes (Barnard *et al.*, 2015; McLachlan *et al.*, 2018), which translates into strong variation patterns of ecosystem area (Short, 1999). High variability makes beach ecosystems particularly vulnerable to physical modifications, armoring structures and other urban-associated alterations, which jeopardize ecosystems area, reduce biodiversity and alter sediment budget cycles, accelerating erosion rates (Short, 1999; Defeo *et al.*, 2009). Coastal ecosystems worldwide face a “triple whammy” given by increases in urban and industrial development, use of resources, and the effects of climate change (Defeo and Elliot, 2020). Natural and anthropogenic stressors imposed on sandy beaches have led to widespread erosion and degradation of these complex ecosystems with consequences for both social and ecological components (Amyot and Grant, 2014; Luijendijk *et al.*, 2018).

The mitigation of beach ecosystem degradation is a complex task that requires morphological estimations to assess drivers and trends (Barnard *et al.*, 2012). On-site coastal monitoring programs are expensive and often sparse (Splinter *et al.*, 2013; Vos *et al.*, 2019). This is especially problematic, as robust long-term data sets are required before meaningful trends emerge (Short and Jackson, 2013). Multi-decadal analysis of coastal vulnerability has shown oscillation patterns and correlations to global and regional climatic indices, in combination with predominant wave climate and sea level (Barnard *et al.*, 2015; Orlando *et al.*, 2019). This climate-driven dynamic supports the shared concern about the potentially critical effects of climate change at coastal areas, reinforcing the need for long-term coastal databases.

Satellite imagery provides useful data for studies of nearshore morphodynamics (Harris *et al.*, 2011; Short and Jackson, 2013) and has been used for shoreline and coastal monitoring at global (Luijendijk *et al.*, 2018; Vos *et al.*, 2019) and local (Cifuentes *et al.*, 2017) scales. The Landsat satellite collection has spatial, spectral, and radiometric resolution that, along with their temporal continuity, have proven well suited for beach erosion monitoring (Luijendijk *et al.*, 2018, Orlando *et al.*, 2019; Vos *et al.*, 2019). The

junto con su continuidad temporal, han resultado ser aptas para monitorear la erosión playera (Luijendijk *et al.*, 2018; Orlando *et al.*, 2019; Vos *et al.*, 2019). La aplicación de un método automatizado para detectar orillas en la colección Landsat ha producido un conjunto global de datos de tasas de cambio en la línea costera para un periodo de 33 años, que indica que 24 % de las playas arenosas del mundo se están erosionando a tasas superiores a 0.5 m/a, mientras que 28 % se está acreciendo (Luijendijk *et al.*, 2018). La clasificación mediante Random Forest aplicada a las imágenes Landsat en la costa de Montevideo permitió estimar el área de la playa y determinar tendencias a largo plazo que describen un ciclo de 27 años con fases de erosión y acreción cuasidecenales bien delimitadas relacionadas con las configuraciones climáticas (Orlando *et al.*, 2019).

Este estudio presenta una metodología de libre acceso para estimar el área de la playa con el objetivo de fortalecer las capacidades de gestión costera mediante un procedimiento de muestreo remoto de bajo costo. A diferencia de estudios que miden la posición de la orilla (Harley *et al.*, 2010; Luijendijk *et al.*, 2018; Vos *et al.*, 2019), este enfoque se centra en la determinación del área de la playa, una variable informativa que puede ayudar a explicar las dinámicas costeras (Short y Jackson, 2013; Orlando *et al.*, 2019), los atributos ecosistémicos (Takimoto y Post, 2013) y el potencial turístico (McLachlan *et al.*, 2013). Se consideran las coberturas de arena y vegetación; se logra la detección de arena a través de una clasificación Random Forest semi automatizada, mientras que el área de la vegetación se estima aplicando un umbral al índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Como caso de estudio, se realiza la calibración de parámetros de estimación para la costa de Montevideo, probando los resultados con respecto a estimaciones independientes del área de la playa con base en imágenes aéreas y satelitales (Gutiérrez *et al.*, 2016). Luego, utilizando los parámetros con mejor desempeño, se estima el área de 20 playas en la costa de Montevideo para el periodo 1984-2019. Para garantizar la replicabilidad y fomentar el uso de esta metodología, se comparte toda la información producida en repositorios *online*, así como los códigos generados.

ÁREA DE ESTUDIO

Uruguay está ubicado en la costa suroriental de Sudamérica y tiene un área total de 176,000 km² (Fig. 1). Montevideo es el departamento administrativo que alberga la ciudad capital y el puerto principal. Su costa se caracteriza por playas arenosas interrumpidas por puntas rocosas, con

application of an automated shoreline detection method to the Landsat collection has produced a global dataset of shoreline change rates for a 33-year period, indicating that 24% of the world's sandy beaches are eroding at rates exceeding 0.5 m/yr, while 28% are accreting (Luijendijk *et al.*, 2018). Random forest classification, applied to Landsat images at the Montevideo coast, allowed to estimate beach area and establish long-term trends describing a 27-year cycle with well-delimited quasi-decadal erosion and accretion phases related to climatic configurations (Orlando *et al.*, 2019).

This study presents an open access methodology to estimate beach area with the objective of strengthening coastal management capacities by providing a low cost remote sampling procedure. Unlike studies that measure the shoreline position (Harley *et al.*, 2010; Luijendijk *et al.*, 2018; Vos *et al.*, 2019) this approach focuses on beach area determination, an informative variable that can help explain coastal dynamics (Short and Jackson, 2013; Orlando *et al.*, 2019), ecosystem attributes (Takimoto and Post, 2013) and touristic potential (McLachlan *et al.*, 2013). Sand and vegetation cover are considered, sand detection is achieved through a Random Forest semi-automated classification, while vegetation area is estimated by applying a threshold to the normalized difference vegetation index (NDVI). As a case study, calibration of the estimation parameters is performed for the Montevideo coast by testing results against independent estimations of beach area based on aerial and satellite imagery (Gutiérrez *et al.*, 2016). Then, using the best performing parameters, beach area is estimated for 20 beaches of the coast of Montevideo for the 1984-2019 period. To ensure replicability and encourage the use of this methodology all information produced as well as the scripts are shared through on-line repositories.

STUDY AREA

Uruguay is located in the southeastern coast of South America, with a total area of approximately 176,000 km² (Fig. 1). Montevideo is the administrative department that holds the capital city and main port, its coast is characterized by sandy beaches interrupted by rocky heads, with a semidiurnal tidal regime of microtidal amplitude (ca. 0.5 m) (Lercari and Defeo, 2015). The Rio de la Plata system has a major freshwater input from Parana and Uruguay rivers, from the west, forming a shallow (up to 15 m) coastal-plain estuary (Lercari and Defeo, 2015). A strong turbidity front is located around Montevideo city,

un régimen mareal semidiurno de amplitud micromareal (ca. 0.5 m) (Lercari y Defeo, 2015). El sistema del Río de la Plata tiene una entrada significativa de agua dulce de los ríos Paraná y Uruguay, provenientes de occidente, que forman un estuario somero (hasta 15 m) de llanura costera (Lercari y Defeo, 2015). Hay un frente de turbidez fuerte en torno a la ciudad de Montevideo, que constituye la indicación superficial de la transición entre aguas dulces y saladas (Sepúlveda *et al.*, 2004).

En este estuario, los vientos son los que fuerzan, ante todo, la variabilidad de las características del agua (salinidad, temperatura y turbidez) (Simionato *et al.*, 2010). Los vientos fuertes también producen aumentos a corto plazo en el nivel del mar. La frecuencia de marejadas ciclónicas mayores a 200, 250 y 280 cm sobre el nivel del mar ha aumentado y se atribuye a cambios en los regímenes de viento (Verocai *et al.*, 2015). Las playas arenosas a lo largo de esta costa tienen un comportamiento intermedio a disipativo, con un predominio de sedimentos finos (García-Alonso *et al.*, 2016). El rango de variaciones en la salinidad y la urbanización son los principales factores que explican la riqueza de especies en

which constitutes the surface indication of the transition between fresh and saline waters (Sepúlveda *et al.*, 2004). In this estuary, variability of water characteristics (salinity, temperature and turbidity) are mainly forced by winds (Simionato *et al.*, 2010), strong winds also produce short-term increases in sea level. The frequency of storm surges greater than 200, 250 and 280 cm above mean sea level has increased and is attributed to changes on wind regimes (Verocai *et al.*, 2015). Sandy beaches along this coast behave as intermediate to dissipative, with a dominance of fine sediment fraction (García-Alonso *et al.*, 2016). The range of salinity variations and urbanization are the principal drivers explaining sandy beach species richness at this coast (Orlando *et al.*, 2020). Numerous alterations related to hardening and urbanization are present at Montevideo, such as: coastal squeezing, modification of sediment and water flows by infrastructure and introduction of exotic species (Gutiérrez *et al.*, 2015; Delfino *et al.*, 2011).

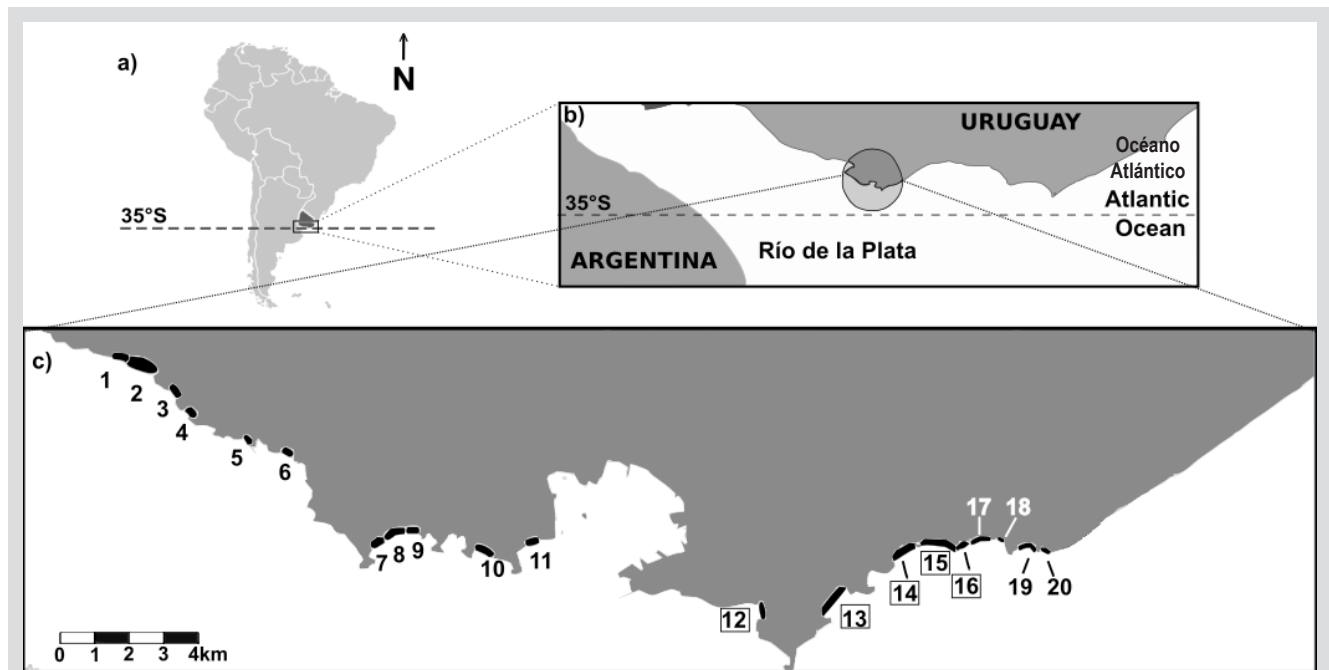


Figura 1. a) Ubicación del sitio de estudio en Sudamérica. b) Río de la Plata, el círculo indica la ubicación de Montevideo. c) Las 20 playas seleccionadas como sitios de estudio; de izquierda (oeste) a derecha (este): 1) Punta Espinillos, 2) Mailhos, 3) Rocha, 4) La Colorada, 5) Juan Torora, 6) Pajas Blancas, 7) Punta Yeguas chica, 8) Punta Yeguas grande, 9) Santa Catalina, 10) Del Nacional, 11) Cerro, 12) Ramírez, 13) Pocitos, 14) Buceo, 15) Malvín, 16) Brava, 17) Honda, 18) Ingleses, 19) Verde, 20) La Mulata. Los cuadrados que encierran los números de playa indican las ubicaciones que se utilizaron para el proceso de calibración.

Figure 1. a) Location of study site on South America. b) Río de la Plata, the circle indicates the location of Montevideo. c) The 20 beaches selected as study sites. From left (west) to right (east): 1) Punta Espinillos, 2) Mailhos, 3) Rocha, 4) La Colorada, 5) Juan Torora, 6) Pajas Blancas, 7) Punta Yeguas chica, 8) Punta Yeguas grande, 9) Santa Catalina, 10) Del Nacional, 11) Cerro, 12) Ramírez, 13) Pocitos, 14) Buceo, 15) Malvín, 16) Brava, 17) Honda, 18) Ingleses, 19) Verde, 20) La Mulata. Squares enclosing beach numbers indicate locations that were used for the calibration procedure.

playas arenosas de esta costa (Orlando *et al.*, 2020). Existen numerosas alteraciones relacionadas con el endurecimiento y la urbanización en Montevideo, tales como la compresión costera, la modificación de los flujos de sedimento y agua por la infraestructura y la introducción de especies exóticas (Delfino *et al.*, 2011; Gutiérrez *et al.*, 2015).

MATERIALES Y MÉTODOS

El área de la fracción emergida de ecosistemas playeros (área de la playa) se estimó anualmente entre 1984 y 2019 para 20 playas de la costa de Montevideo (Fig. 1c). Las playas recibieron su denominación común y se seleccionaron no como parte de una lista exhaustiva, sino para cubrir el rango geográfico de esta costa. Se analizaron las colecciones de imágenes Landsat 5 y 7 mediante *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick *et al.*, 2017). Esta plataforma de análisis geoespacial que se basa en la nube utiliza una proyección WGS84 y permite acceder a una extensa colección de datos, incluido el proyecto Landsat. La plataforma incluye una consola JavaScript, donde pueden analizarse datos de manera remota utilizando la infraestructura de computación de Google, reduciendo así los requerimientos de hardware para el análisis y evitando almacenar imágenes (Gorelick *et al.*, 2017).

La serie satelital Landsat tiene una granularidad temporal de 16 días. Landsat 5 estuvo activo entre 1984 y 2012 y abarca siete bandas espectrales con una resolución espacial máxima de 30 m, que cubre distintos anchos de banda desde el rango azul (0.45–0.52 μm) hasta el infrarrojo de onda corta (2.08–2.35 μm) (Ozturk y Sesli, 2015). Landsat 7 abarca ocho bandas espectrales entre el azul (0.45–0.52 μm) y el infrarrojo de onda corta (2.08–2.35 μm), con una banda pancromática (0.52–0.90 μm) y una resolución espacial máxima de 15 m (Gorelick *et al.*, 2017).

La metodología propuesta combina la fotointerpretación con algoritmos de aprendizaje automático que clasifican la cobertura terrestre. La Figura 2 presenta una explicación detallada de la metodología que se utiliza. Cada párrafo numerado se refiere a un cuadro que representa una etapa del proceso. Cuando sea pertinente, debajo de los párrafos numerados habrá información sobre el caso particular de la costa de Montevideo.

1. Polígono de playa. Se construyó un polígono que contiene cada una de las playas con base en imágenes satelitales Quickbird de Google Earth (que datan de julio 9 de 2009, con 2.5 de resolución espacial) y se utilizó para obtener medidas de cada playa. El límite hacia el mar del polígono debería poder capturar variaciones en el área y distintos perfiles de playa sin

MATERIALS AND METHODS

The area of the emerged fraction of beach ecosystems (Beach area) was estimated yearly from 1984 to 2019 for 20 beaches of the Montevideo coast (Fig. 1c), beaches are referred by common name and were selected, not as an exhaustive list but, to cover the geographical range of this coast. The Landsat 5 and 7 satellite imagery collections were analyzed through Google Earth Engine (GEE) (Gorelick *et al.*, 2017), this cloud-based platform for geospatial analysis uses a WGS84 projection and allows accessing an extensive data collection, including the Landsat project. The platform includes a JavaScript console where data can be analyzed remotely using Google's computation infrastructure, thus reducing the hardware requirements for the analysis and avoiding the storage of images (Gorelick *et al.*, 2017).

The Landsat satellite series has a temporal granularity of 16 days, Landsat 5 has been active from 1984 to 2012, comprises 7 spectral bands with a maximum spatial resolution of 30m, covering different wavelengths from the blue range (0.45–0.52 μm) to the shortwave infrared (2.08–2.35 μm) (Ozturk and Sesli, 2015). The Landsat 7, comprises 8 spectral bands ranging to blue (0.45–0.52 μm) to shortwave infrared (2.08–2.35 μm) with a panchromatic band (0.52–0.90 μm) and a maximum spatial resolution of 15m (Gorelick *et al.*, 2017).

The methodology proposed combines photo interpretation with machine learning algorithms which classify land cover. The detailed explanation of the methodology applied is referred to Figure 2. Each numbered paragraph refers to a box representing a stage of the process. When applies, below the numbered paragraphs there is information on the particular case for the Montevideo coast.

1. Beach polygon. A polygon enclosing each of the beaches was constructed based on Quickbird satellite images from Google Earth (dated 9 July 2009, 2.5 m spatial resolution), and used to obtain measures for each beach. The seaward limit of the polygon should be able to capture area variations and different beach profiles without having to be modified (Fig. 3). The landwards limit in urban beaches is set by hard structures and seldom changes. On beaches with no consolidated supralittoral, the limit was set where vegetation fully covered the sand. This polygon establishes the maximum landward limit of the beach, therefore has to be adjusted to the oldest reference

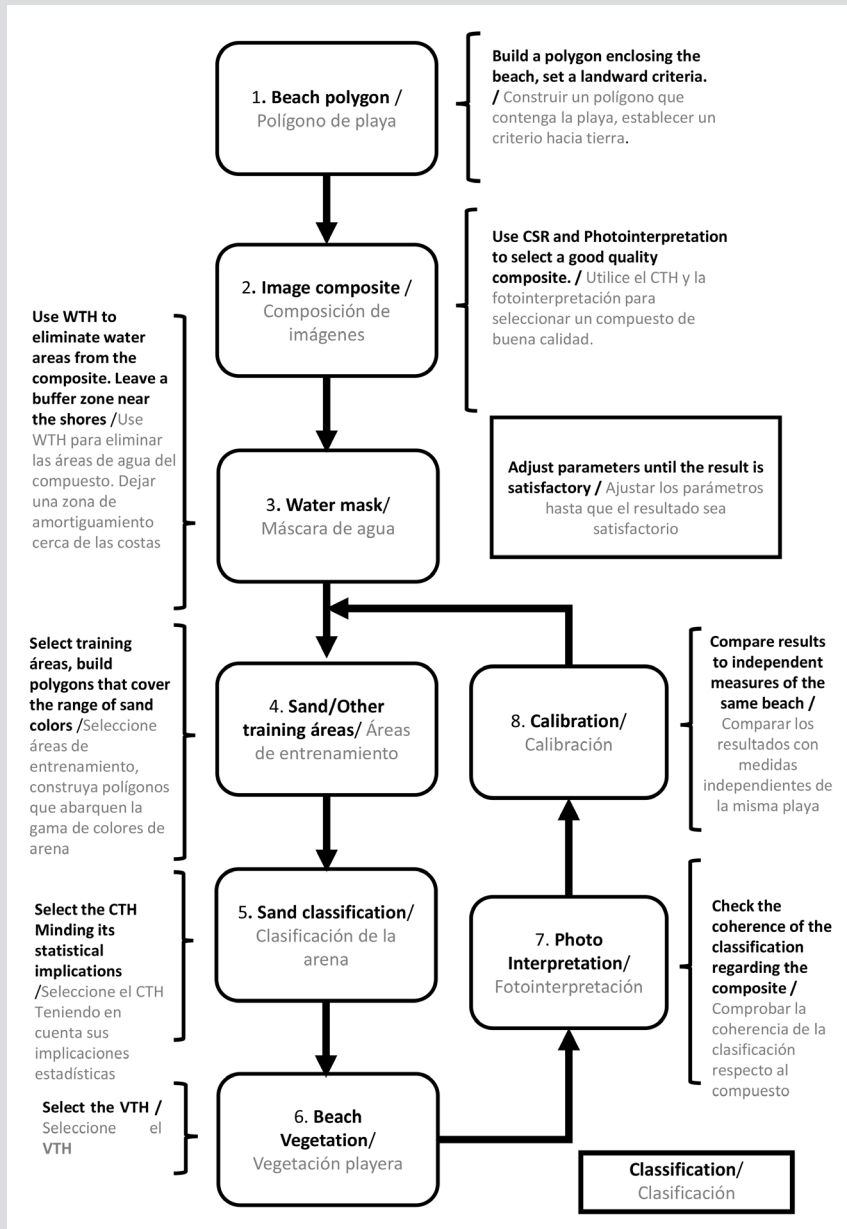


Figura 2. Diagrama de flujo del enfoque metodológico aplicado para medir el área de las playas arenosas. Cada cuadro representa un paso con información adicional referenciada. CSR es el rango del puntaje de nubosidad, WTH es el umbral de agua, CTH es el umbral de clasificación y VTH es el umbral de vegetación.

Figure 2. Workflow of the methodological approach applied to measure the area of sandy beaches. Each box represents a step with referenced additional information. CSR is the cloud score range, WTH is the water threshold, CTH is the classification threshold and VTH the vegetation threshold.

que se requieran modificaciones (Fig. 3). El límite terrestre en las playas urbanas está determinado por estructuras duras y rara vez cambia. En playas sin un supralitoral consolidado, se estableció el límite donde la vegetación cubría por completo la arena. Este polígono establece el límite terrestre máximo de la playa y, por lo tanto, tiene que ajustarse a la referencia más antigua en la base de datos; debe modificarse si ocurren alteraciones en el límite terrestre, tales como aquellas generadas por construcciones (Fig. 3).

in the database, and should be modified if alterations of the landward limit happen, such as those generated by constructions (Fig 3).

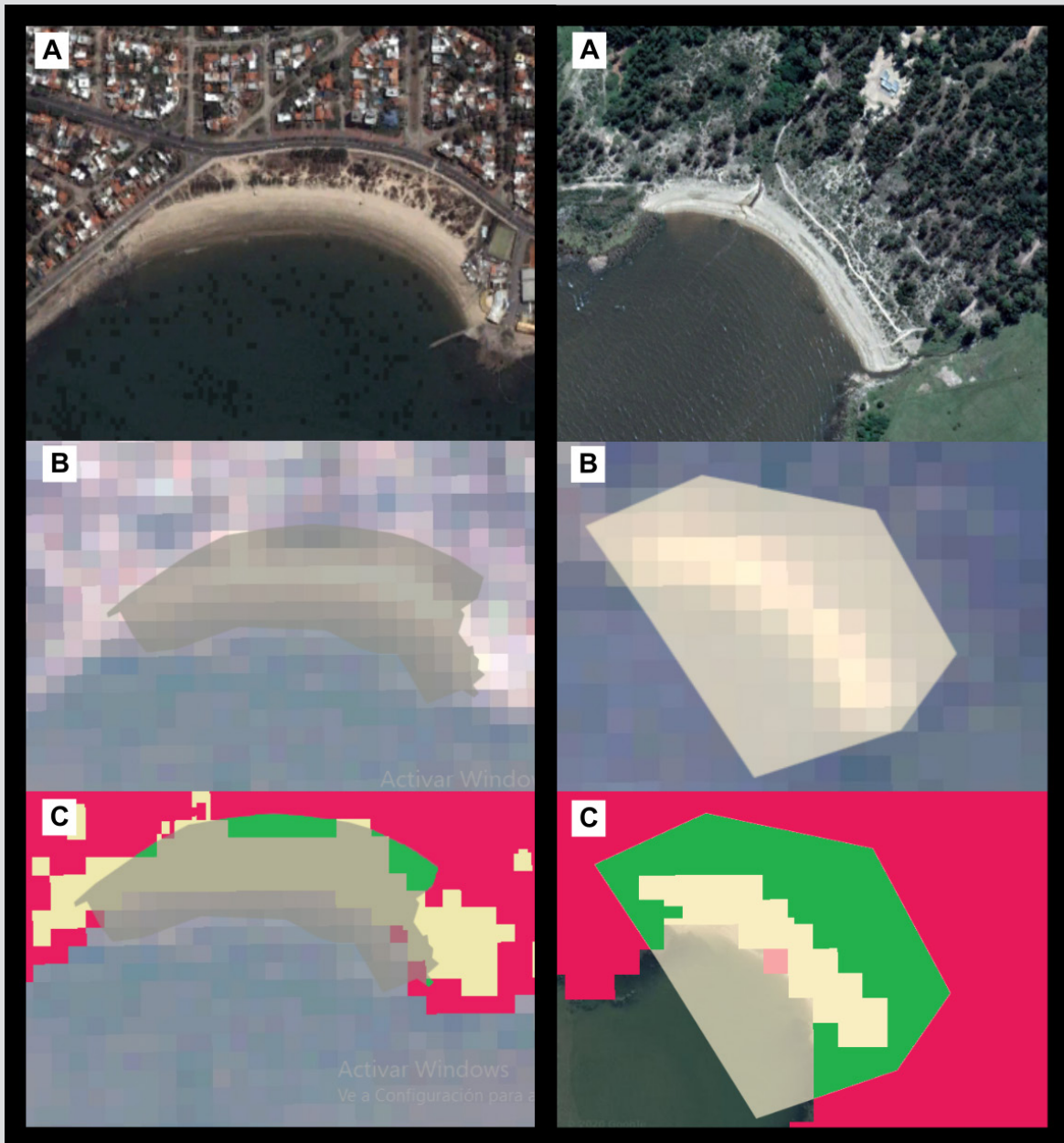


Figura 3. Diagrama que muestra ejemplos del procedimiento de clasificación para una playa urbana (Verde) a la izquierda y una playa sin un supralitoral consolidado (Rocha) a la derecha. **A)** muestra la imagen de alta resolución de Google Earth (julio 9 de 2009) que se utilizó como referencia para construir los polígonos. **B)** muestra dos entradas para el procedimiento de clasificación: un compuesto Landsat 7 con resolución de 30 m que data de 2009 con el polígono de playa geolocalizado en superposición. **C)** muestra la salida de clasificación –los píxeles amarillos indican arena, los rojos “otros” y los verdes vegetación playera. El área total de la playa es igual a las áreas en amarillo y verde bajo el polígono.

Figure 3. Diagram showing examples of the classification procedure for an urban beach (Verde) on the left and a beach with no consolidated supralittoral (Rocha). **A)** Shows the Google Earth high-resolution imagery (July 9 of 2009), which was used as reference to construct beach polygons. **B)** Shows two inputs for the classification procedure, a 30m resolution Landsat 7 composite of the year 2009 with the geo-located Beach-polygon superimposed. **C)** Shows the classification output with yellow pixels indicating sand, red indicating “other” and green, beach-vegetation. The total area of the beach is equal to the areas in yellow and green under the polygon.

2. Composición de imágenes. Se convirtieron las imágenes Landsat a la reflectancia del tope de atmósfera (TOA), y se construyó un compuesto con base en la mediana a partir de píxeles no nublados mediante la aplicación de la función Landsat Simple Composite incorporada en el GEE

2. Image composite. Landsat images were converted to top of the atmosphere (TOA) reflectance and a median based composite was constructed from non-cloudy pixels applying the Landsat Simple Composite built-in function of GEE using all available bands. This function

utilizando todas las bandas disponibles. Esta función genera un mosaico a partir de una colección de escenas Landsat sin procesar, aplica una calibración TOA estándar y asigna un porcentaje de nubosidad a todos los píxeles de cada imagen. Luego, se calculó un valor por banda basado en la mediana para cada píxel con un rango de nubosidad más bajo que el rango del puntaje de nubosidad (CSR) seleccionado, generando así el compuesto. Se utilizó el CSR para controlar el porcentaje de nubosidad por píxel, adaptando el valor hasta obtener una visualización clara a color real con base en rojo, verde y azul (Fig. 3).

Para la costa de Montevideo, se estimó el área anual de la playa utilizando todas las imágenes ortorrectificadas estándar con corrección de terreno de Nivel 1 de Landsat 5 (L5) (1984-2011) y Landsat 7 (L7) (2004-2019). L5 presentó un promedio de 15 imágenes por año, con un mínimo de 6 (1989) y un máximo de 31 (2004), mientras que L7 presentó un promedio de 33 imágenes por año, con un mínimo de 28 (2010) y un máximo de 41 (2019) (Tabla 1). Para los años superpuestos (2004-2011), se midieron las áreas mediante ambas colecciones Landsat y se calculó el promedio.

3. Máscara de agua. Para reducir el área de clasificación y limitar el número de categorías, se removió la capa de agua aplicando una máscara con base en el índice de diferencias normalizadas de agua (NDWI) (Gao, 1996) con diferentes umbrales de clasificación de agua (WTH), combinada con fotointerpretación. Este paso no busca establecer la línea de la costa, por lo que debe dejarse una zona intermedia de interfaz agua-arena para que el algoritmo clasifique la cobertura.

4. Arena/Otras áreas de entrenamiento. La señal espectral de las áreas de entrenamiento actúa como información semilla para el desarrollo del algoritmo de clasificación Random Forest. Para la categoría de arena, se distribuyeron polígonos de entrenamiento a lo largo de la costa, cubriendo el rango de colores de arena presentes en cada compuesto. La categoría “otros” se formó por polígonos que contenían todas las coberturas no arenosas, incluyendo las urbanas, rocosas y rurales. Se implementó la selección aleatoria de los puntos de muestreo dentro de las áreas de entrenamiento para reducir la auto correlación espacial y los errores de clasificación (Millard y Richardson, 2015), teniendo en cuenta que el número de puntos de entrenamiento debe ser por lo menos 10 veces el número de variables utilizadas en la clasificación (Jensen, 2005).

computes a Landsat composite from a collection of raw Landsat scenes; it applies a standard TOA calibration and assigns a cloud percentage to all pixels on each image. Then, a median-based value per band is computed for every pixel with a range of clouds lower than the selected cloud score range (CSR), generating the composite. The CSR was used to control the percentage of clouds per pixel, adapting the value until a clear true color visualization based on red, green and blue, was obtained (Fig 3).

For the Montevideo coast, beach area was estimated yearly using all the available standard Level 1 Terrain-corrected orthorectified images from Landsat 5 (L5) (1984–2011) and Landsat 7 (L7) (2004–2019). L5 had an average of 15 images per year with a minimum of 6 (1985 and 1985) and a maximum of 31 (2004), while L7 had an average of 33 images per year with a minimum of 28 (2010) and a maximum of 41 (2019) (Table 1). For overlapping years (2004-2011), areas were measured through both Landsat collections and averaged.

3. Water mask. In order to reduce the area of classification and limit the number of categories, the water layer was removed by applying a normalized difference water index (NDWI) (Gao, 1996) mask with different water thresholds (WTH), combined with photo interpretation. This step does not seek to set the coastline, so a buffer zone of water-sand interface must remain for the algorithm to classify the cover.

4. Sand/Other training areas. The spectral signal at training areas acts as seed information for the developing of the Random Forest classification algorithm. For the sand category, training polygons were distributed along the coast covering the range of sand colors present on each composite. The category “other” was formed by polygons that comprised all non-sand cover, including urban, rocky and rural cover. Random selection of sampling points within training areas was implemented to reduce spatial autocorrelation and classification errors (Millard and Richardson, 2015), considering that the number of training points should be at least 10 times the number of variables used in the classification (Jensen, 2005).



Tabla 1. Características de las colecciones de imágenes utilizadas para construir los compuestos Landsat 5 y 7 con el propósito de estimar el área de la playa en la costa de Montevideo. Se informa el número de imágenes (n) y se suministran las fechas mínima y máxima como día/mes para cada año.

Table 1. Characteristics of the image collections used for the construction of the Landsat 5 and 7 composites to estimate beach area on the Montevideo coast, the number of images (n) is informed and the minimum and maximum date are provided, as day/month, for each year.

Año / Year	Landsat 5			Landsat 7		
	n	Fecha mín. / Min. date	Fecha max. / Max. date	n	Fecha mín. / Min. date	Fecha max. / Max. date
1984	9	28/8	25/12	0	—	—
1985	6	10/1	5/12	0	—	—
1986	17	6/1	24/12	0	—	—
1987	13	9/1	18/12	0	—	—
1988	16	3/1	29/12	0	—	—
1989	6	14/1	22/5	0	—	—
1990	19	1/1	19/12	0	—	—
1991	12	4/1	6/12	0	—	—
1992	10	11/3	8/12	0	—	—
1993	17	9/1	27/12	0	—	—
1994	16	3/1	5/12	0	—	—
1995	16	15/1	17/12	0	—	—
1996	18	2/1	19/12	0	—	—
1997	8	4/1	20/11	0	—	—
1998	15	28/3	25/12	0	—	—
1999	13	1/1	12/12	0	—	—
2000	10	29/1	28/11	0	—	—
2001	14	31/1	17/12	0	—	—
2002	10	2/1	21/8	0	—	—
2003	13	16/7	23/12	0	—	—
2004	31	8/1	25/12	31	7/1	24/12
2005	27	1/1	26/11	32	2/1	27/12
2006	30	29/1	15/12	31	5/1	30/12
2007	19	16/1	29/9	32	8/1	17/12
2008	15	19/1	27/12	34	2/1	28/12
2009	23	5/1	7/12	29	4/1	22/12
2010	15	15/1	26/12	28	7/1	25/12
2011	16	18/1	2/11	38	3/1	28/12
2012	0	—	—	31	6/1	30/12
2013	0	—	—	33	15/1	24/11
2014	0	—	—	35	11/1	29/12
2015	0	—	—	36	5/1	16/12
2016	0	—	—	28	17/1	18/12
2017	0	—	—	38	10/1	28/12
2018	0	—	—	32	6/1	24/12
2019	0	—	—	41	16/1	27/12

Para la costa de Montevideo, se consideraron las siete (ocho) bandas espectrales de Landsat 5(7) como variables de clasificación. Se extrajeron en forma aleatoria 100 puntos de entrenamiento de las áreas de entrenamiento de cada categoría.

5. Clasificación de la arena. Se aplicó el procedimiento Random Forest (Breiman, 2001) debido a su alta exactitud de clasificación (Briec *et al.*, 2018). Este algoritmo construye varios árboles de clasificación y luego decide cada clase de píxel por el voto mayoritario de todos los árboles (Breiman, 2001). Para ajustar la clasificación de la arena, se probaron umbrales diferentes del voto mayoritario (CTH). Todos los píxeles que estuvieran dentro de los polígonos de playa con un voto mayor al CTH se consideraron como arena. Siguiendo este procedimiento, se construyeron 1000 árboles de decisión para cada año. Para la costa de Montevideo, se realizaron estimaciones del área de la arena con CTH de 0.35, 0.50 y 0.65 para probar diferentes umbrales de decisión.

6. Vegetación playera. Para dar cuenta de la vegetación que crece en las playas, todos los píxeles que estuvieran dentro de los polígonos de playa, que hubieran sido clasificados como “otros” y que tuvieran un índice de diferencias normalizadas de vegetación (NDVI) mayor que el umbral de vegetación (VTH) se consideraron como vegetación playera. Se estimó el área de la playa sumando las áreas de arena y vegetación dentro de cada polígono de playa.

Las estimaciones de vegetación playera se tomaron con VTH de 0.15, 0.25 y 0.35 para probar el comportamiento de diferentes umbrales de vegetación.

7. Fotointerpretación. La coherencia de la clasificación y la idoneidad del polígono de la playa se analizaron visualmente, comparando los resultados espacialmente explícitos con el compuesto original (Fig. 3).

8. Calibración. Para aproximar los mejores parámetros del modelo (CTH y VTH), se comparó el área de la playa estimada con mediciones independientes, considerando las posibles fuentes de error debido al uso de enfoques diferentes.

Gutiérrez (2010) y Gutiérrez *et al.* (2016) presentan mediciones de área para 5 de las 20 playas cubiertas por este estudio (Ramírez, Pocitos, Buceo, Malvín, Brava). Esta información independiente se obtuvo mediante la medición manual de imágenes aéreas y satelitales que cubrían un periodo de tiempo mayor al analizado en esta investigación,

For the Montevideo coast the 7(8) spectral bands of Landsat 5(7) were considered as classification variables, 100 training points were randomly extracted from the training areas of each category.

5. Sand classification. Random Forest procedure (Breiman, 2001) was applied due to its high classification accuracy (Briec *et al.*, 2018). This algorithm builds several classification trees and then decides each pixel class by the majority vote of all trees (Breiman, 2001). To provide an adjustment for the sand classification, different threshold of the majority vote (CTH) were tested. All pixels within the beach polygons with a vote greater than the CTH were considered as sand. Following this procedure, 1000 decision trees were constructed for each year. For the Montevideo coast, sand area estimations were made with CTH of 0.35, 0.50 and 0.65 in order to try different decision thresholds.

6. Beach vegetation. To account for vegetation growing at the beach, all pixels within the beach polygons classified as “other” and with a normalized difference vegetation index (NDVI) greater than the vegetation threshold (VTH) were considered as beach vegetation. Beach area was estimated adding sand area and vegetation area within each beach polygon.

Estimations of beach vegetation area were taken with VTH of 0.15, 0.25, and 0.35 to test the behavior of different vegetation thresholds.

7. Photo interpretation. The coherence of the classification and the adequacy of the beach polygon were visually analyzed comparing the spatially explicit results to the original composite (Fig. 3).

8. Calibration. To approximate the best model parameters (CTH and VTH), estimated beach area was compared to independent measures, considering the possible sources of error due to the different approaches.

Gutiérrez (2010) and Gutiérrez *et al.* (2016) present area measurements for 5 of the 20 beaches covered in this study (Ramírez, Pocitos, Buceo, Malvín, Brava). This independent information was obtained through manual measuring of satellite and aerial imagery covering a larger time period than the analyzed here, including two different methodologies for beach measuring, the previous high tide high water level (PHTH) (Buceo, Malvín and Brava) and the wet/dry line or run-up maxima (WDL) (Ramírez and Pocitos) (Boak and Turner, 2005). A total of 39 independent measures overlap with the period and sites covered in this

incluyendo dos metodologías diferentes para la medición de las playas: la línea de previa (PHTH) (Buceo, Malvín y Brava) y la línea húmeda/seca o los máximos de penetración (WDL) (Ramírez y Pocitos) (Boak y Turner, 2005). Un total de 39 mediciones independientes se superponen con el período y los sitios cubiertos en este estudio, las cuales se compararon con el estimado anual del área total que se obtuvo mediante esta metodología. A pesar de las diferencias en los procesos de adquisición, la información independiente sirvió como referencia para calibrar los parámetros del método para la costa de Montevideo.

El análisis de datos y la visualización de resultados se llevaron a cabo utilizando el software R (R Development Core Team, 2012). Se aplicaron la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon y el coeficiente de correlación de Pearson para analizar las diferencias entre los datos independientes y los estimados sin asumir normalidad. Se compararon las estimaciones con y sin discriminación mediante la metodología de la información independiente. Se utilizaron los parámetros de clasificación de mejor desempeño (CTH y VTH) para estimar el área total de 20 playas de la costa de Montevideo. Se estandarizaron los resultados para facilitar la visualización y poder comparar las variaciones de área entre playas de diferente tamaño, así como para realizar evaluaciones a nivel costero. El puntaje estándar para una playa determinada se obtuvo sustrayendo el área media de la playa en todo el periodo del área de un año y dividiendo entre la desviación estándar para todo el periodo (puntaje estándar de la playa_(Y) = (área_(Y) – área media) / desviación estándar, donde Y es el año).

RESULTADOS

La prueba de los rangos con signo de Wilcoxon no rechazó la equivalencia de las medianas estimadas e independientes del área de playa arenosa cuando se realizó con CTH=0.50 (Fig. 4). La correlación entre las dos aproximaciones fue alta, con un puntaje máximo de Pearson de 0.80, correspondiente a CTH=0.50 VTH=0.15 (Fig. 4).

Cuando se discriminaron las mediciones independientes por metodología, surgió un patrón interesante: las estimaciones PHTH tuvieron una mejor correlación con las mediciones obtenidas mediante CTH=0.65 (Tabla 2), mientras que WDL no fue discriminado de las mediciones realizadas con CTH=0.35 (Tabla 3). No se registraron grandes diferencias asociadas con los distintos VTH en esta etapa del análisis.

study and were compared to the corresponding yearly total area estimate obtained using this methodology. Despite the differences in the acquisition procedures the independent information served as reference to calibrate the method parameters for the Montevideo coast.

Data analysis and results plot were performed using R software (R Development Core Team, 2012). Wilcoxon's Signed-Rank Test and Pearson's correlation coefficient were applied to analyze differences between independent and estimated data without assuming normality; estimations were compared with and without discriminating by the methodology of the independent information. Using the best performing classification parameters (CTH and VTH) total beach area was estimated for 20 beaches on the Montevideo coast. Results were standardized to facilitate visualization and allow comparisons of area variations between beaches of different size and make evaluations at coastal level. The standard score for a given beach was obtained by subtracting the mean beach area in the entire period to the area on a year and dividing by the standard deviation for the whole period (standard score beach_(Y) = (area_(Y) – mean area) / standard deviation, where Y is the year).

RESULTS

Wilcoxon's paired test did not reject the equivalence of the estimated and independent medians of sandy beach area when it was performed with CTH=0.50 (Fig. 4). Correlation between the two approximations was high, with a maximum Pearson's score of 0.80, corresponding to CTH=0.50 and VTH=0.15 (Fig. 4).

When independent measures were discriminated by methodology an interesting pattern emerged, PHTH estimations were better correlated to measures obtained with CTH = 0.65 (Table 2). While WDL was non-discriminated from measures with CTH = 0.35 (Table 3). No major differences associated to the different VTH were registered at this stage of the analysis.

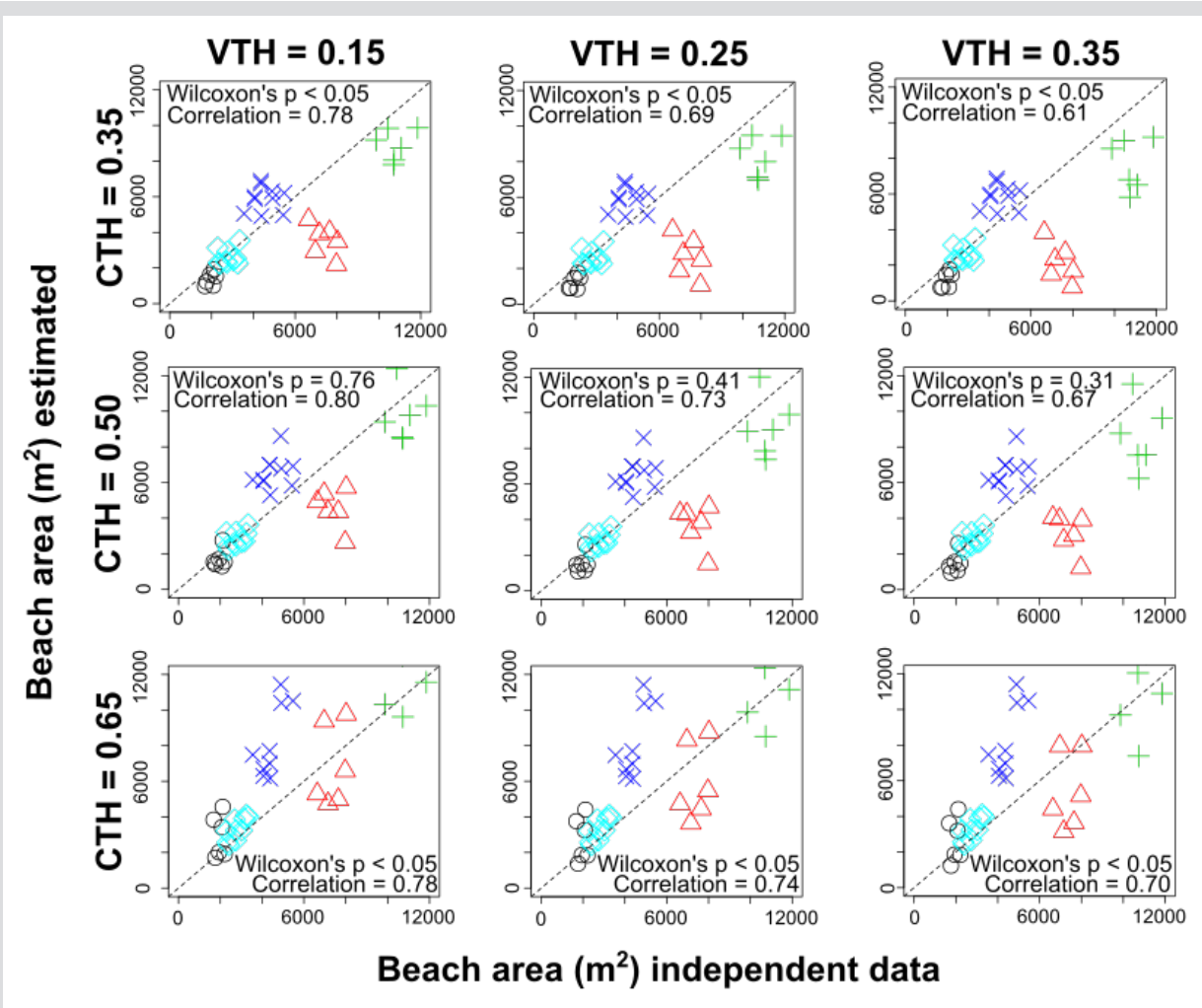


Figura 4. Gráficos de dispersión para la calibración del área de la playa, que se estimó considerando distintos umbrales de clasificación (CTH) y vegetación (VTH). En cada gráfico de dispersión se muestra el valor p de la prueba de rangos con signo de Wilcoxon y el coeficiente de correlación de Pearson con muestras pareadas. Cada una de las playas comparadas se muestra con una forma distinta: los círculos (negro) corresponden a Brava, los cuadrados rotados (azul celeste) a Ramírez, las equis (azul) a Pocitos, los triángulos (rojo) a Buceo y las cruces (verde) a Malvín.

Figure 4. Scatter plots of the calibration for beach area estimated considering different classification thresholds (CTH) and vegetation thresholds (VTH). At each scatterplot, the p-value of the Wilcoxon's Signed-Rank Test and the Pearson's coefficient of correlation with paired samples are shown. Each of the compared beaches is shown with a different shape: circles (black) correspond to Brava, rotated squares (sky-blue) to Ramírez, exes (blue) to Pocitos, triangles (red) to Buceo, crosses (green) to Malvín.

Tabla 2. Comparación de áreas estimadas con medidas independientes tomadas con la metodología de línea de marea alta previa (PHTH). Se suministran el valor p de Wilcoxon y el índice de correlación de Pearson para las comparaciones con combinaciones de valores del umbral de vegetación (VTH) y el umbral de clasificación (CTH).

Table 2. Comparison of estimated areas with independent measures taken with the previous high tide high water level (PHTH) methodology. Wilcoxon's p-value and Pearson's correlation index are given for the comparisons with combinations of vegetation threshold (VTH) and classification threshold (CTH) values.

PHTH	VTH = 0.15	VTH = 0.25	VTH = 0.35
CTH = 0.35	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 7.63e-06	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 7.63e-06	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 7.63e-06
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.90	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.85	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.81
CTH = 0.50	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 1.6e-03	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 4.2e-04	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 3.3e-04
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.90	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.87	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.83
CTH = 0.65	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.30	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.87	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.64
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.88	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.86	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.84

Tabla 3. Comparación de áreas estimadas con medidas independientes tomadas con la metodología de línea húmedo/seco (WDL). Se muestran el valor p de Wilcoxon y el índice de correlación de Pearson para las comparaciones con diferentes combinaciones de valores del umbral de vegetación (VTH) y el umbral de clasificación (CTH).

Table 3. Comparison of estimated areas with independent measures taken with the wet/dry line (WDL) methodology. Wilcoxon's p-value and Pearson's correlation index are given for the comparisons with different combinations of vegetation threshold (VTH) and classification threshold (CTH) values.

WDL	VTH = 0.15	VTH = 0.25	VTH = 0.35
CTH = 0.35	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.058	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.064	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 0.064
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.84	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.84	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.84
CTH = 0.50	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 3.2e-03	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 3.2e-03	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 3.1e-03
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.87	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.87	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.87
CTH = 0.65	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 5.7e-06	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 5.7e-06	Valor p / p value (Wilcoxon's) = 5.7e-06
	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.93	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.93	Correlación / Correlation (Pearson's) = 0.93

El mejor ajuste en datos independiente agrupados se obtuvo con CTH=0.50 y VTH=0.15. Las mediciones obtenidas con estos parámetros mostraron un alto valor p y la mejor correlación con la información independiente. La estimación anual de arena y vegetación para 20 playas de la costa de Montevideo en el periodo 1984-2019 se obtuvo aplicando estos valores (Fig. 5), la base de datos resultante y los códigos GEE están disponibles de manera abierta en <http://doi.org/10.5281/zenodo.4327667> (Orlando, 2020). El patrón que surgió en el área estandarizada de la playa (Fig. 5A.2 y 5B.2) muestra un comportamiento similar en las variaciones del área de la playa para la costa de Montevideo, lo que sugiere la existencia de factores comunes.

DISCUSIÓN

Este estudio describe y pone a prueba una metodología para estimar el área de la playa, que admite estudios en sitios individuales, monitoreo costero a gran escala y la reconstrucción de información antigua con bajos costos de operación. La mitigación de los efectos del cambio climático y el uso sostenible de ecosistemas de playa arenosa están limitados por la información disponible (Harley *et al.*, 2010). Las estimaciones que se obtienen mediante la metodología propuesta permitirían una gestión costera mejor y más informada al: 1) detectar patrones o puntos críticos de erosión, 2) fomentar una mejor comprensión de la relación entre factores climáticos y el cambio en las costas, 3) permitir estimaciones cuantificadas de atributos del paisaje, como es el caso de la vegetación, y 4) estimar la capacidad de carga recreacional.

Esta metodología produce mediciones anuales, las cuales reducen la variabilidad debido al momento del año o a condiciones climáticas a corto plazo al integrar variaciones

The best adjustment on pooled independent data were obtained with CTH = 0.50 and VTH = 0.15. The measurements obtained with these parameters showed high p-value and the best correlation with the independent information. Yearly sand and vegetation estimation for 20 beaches on the Montevideo coast for the period 1984-2019 were obtained applying these values (Fig. 5), the resulting database and the GEE scripts are openly available at: <http://doi.org/10.5281/zenodo.4327667> (Orlando, 2020). The pattern arising on standardized beach area (Fig. 5A.2 and 5B.2) shows a similar behavior of beach area variations for the Montevideo coast suggesting the existence of common drivers.

DISCUSSION

This study describes and test a methodology for estimating beach area, allowing single site studies as well as large scale coastal monitoring and the reconstruction of past information at a low operative cost. Mitigation of climate change effects and the sustainable use of sandy beach ecosystems is constrained by the available information (Harley *et al.*, 2010). The estimations obtained through the methodology proposed here would allow a better, more informed, coastal management by: 1) detecting erosive patterns or hotspots, 2) fostering an improved understanding of the relationship between climate drivers and coastal change, 3) allowing quantified estimations of landscape attributes, such as vegetation, and 4) estimating recreational carrying capacity.

The methodology produces yearly measures, which reduce variability due to the time of the year or short-term climatic conditions by integrating year-round variations into a single image. This, together with the time span of

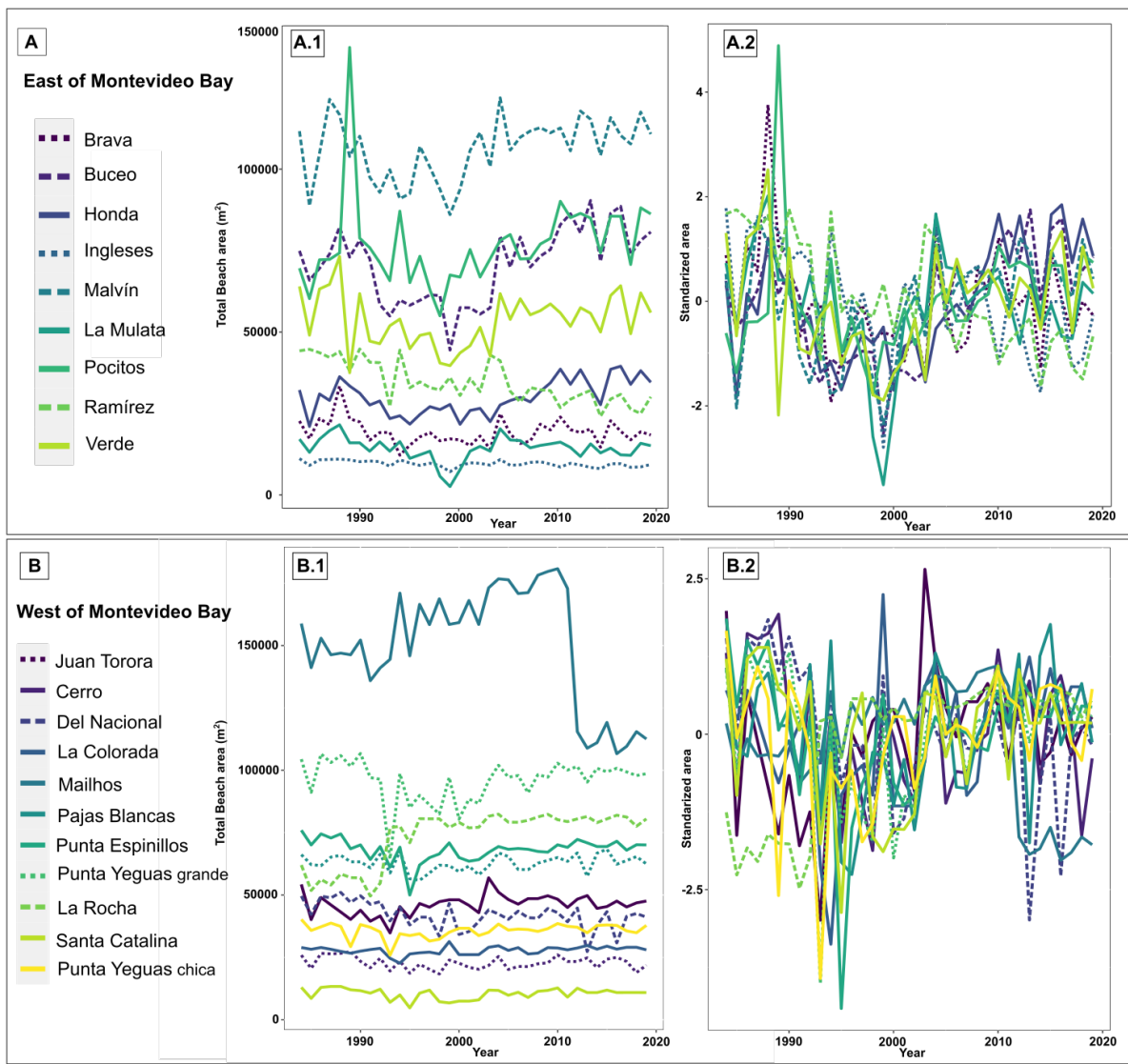


Figura 5. Estimaciones del área de la playa para 20 sitios analizados con respecto al periodo 1984-2019. Para efectos de visualización, se dividieron geográficamente las playas: el panel A muestra información para las playas 12-20, ubicadas al este de la bahía de Montevideo; el panel B muestra las playas 1-11, ubicadas al oeste de la bahía de Montevideo. En A.1 y B.1 se muestra el área total en metros cuadrados. A.2 y B.2 muestran la variación en el área estandarizada de la playa para cada porción de la costa.

Figure 5. Beach area estimations for 20 sites analyzed in the 1984-2019 period. For visualization purposes beaches were divided geographically: Panel A shows information for beaches 12 to 20, located at the east of Montevideo Bay; Panel B shows beaches 1 to 11, located west of Montevideo Bay. In A.1 and B.1 the total beach area in square meters is shown, A.2 and B.2 show the standardized beach area variation for each portion of the coast.

de todo el año dentro de una única imagen. Esto, junto con el margen de tiempo de la colección Landsat, hace que este enfoque sea apto como fuente estandarizada de información para detectar tendencias erosivas. Sin embargo, la escala temporal solo está limitada por la calidad y cantidad de imágenes satelitales disponibles y puede seleccionarse de acuerdo con los objetivos –por ejemplo, estudios a escala estacional podrían analizar los ciclos de acreción/erosión intra-anales comparando el área de la playa en verano e invierno.

the Landsat collection, makes this approach suitable as a standardized source of information for detecting erosive tendencies. However, the temporal scale is only constrained by the quality and quantity of available satellite images and can be selected depending on the objectives, for example, studies on a seasonal scale could analyze intra annual accretion/erosion cycles by comparing beach area on summer and winter.

Un análisis sistemático de las relaciones entre el área de la playa y variables climáticas puede ayudar a elucidar los factores detrás del área de la playa y su sensibilidad al cambio climático. Por ejemplo, la información estandarizada sobre el área de la playa en la costa de Montevideo se ha relacionado con variaciones en la configuración climática (Orlando *et al.*, 2019), con fases de erosión y acreción cuasi-decenal bien delimitadas. El área de la playa en Montevideo se vio afectada en forma negativa por el aumento en el nivel del mar y correlacionada en forma positiva con anomalías en la temperatura de la superficie del mar y con vientos de tierra (que empujan el agua lejos de la costa, disminuyendo la energía de las olas y favoreciendo la acreción). La erosión estuvo correlacionada con los vientos hacia la tierra (que aumentan la pérdida aérea de sedimentos, así como la energía de las olas) y eventos intensos del Niño-Oscilación del Sur (Orlando *et al.* 2019). Estudios adicionales y más detallados sobre este tema podrían analizar las relaciones entre las características morfológicas y la resiliencia al clima o al forzamiento urbano.

El área de la vegetación es una variable informativa del paisaje que complementa el área de la arena. Es esencial para el reconocimiento de playas arenosas como ecosistemas y no solo como espacios de arena y mar. El análisis de las relaciones entre los atributos del paisaje playero y las opiniones expertas sobre los valores de conservación y recreacional ha encontrado que la vegetación playera está relacionada de manera positiva con el valor de conservación asignado por expertos y de manera negativa con el valor recreacional (Orlando *et al.*, 2021). Uno de los problemas principales relacionados con la vegetación playera es la introducción de especies invasoras (César de Sá *et al.*, 2017). Si bien esta metodología no puede discriminar entre vegetación exótica y nativa, la evolución del área de la vegetación puede utilizarse para detectar patrones de crecimiento asociados con especies exóticas invasoras.

La capacidad de carga de las playas arenosas está relacionada con el largo y ancho de la playa, y en especial con la extensión de la playa por encima de la máxima marca de agua, una zona que está disponible en todo momento para todos los usuarios de la playa (McLachlan *et al.*, 2013). Las estimaciones del área de la arena son representativas de esta característica relevante para la gestión y podrían ayudar a seleccionar diferentes usos para encontrar un balance entre los objetivos de conservación y recreación en una región o red de reservas.

No se encontraron diferencias significativas entre las mediciones independientes del área y las estimaciones con

A systematic analysis of the relationships between beach area and climatic variables can help elucidate the drivers behind beach area, and their sensitivity to climate change. For example, standardized information of beach area on the Montevideo coast has been related to variations on the climatic configuration (Orlando *et al.*, 2019) with well-delimited quasi-decadal erosion and accretion phases. Beach area, at Montevideo, was negatively affected by sea level increase and positively correlated with sea surface temperature anomalies and offshore winds (which push the water away from the coast, decreasing wave energy and favoring accretion). Erosion was correlated with onshore winds (which increase aerial loss of sediment to the land and wave energy) and intense El Niño Southern Oscillation events (Orlando *et al.* 2019). Further, and more detailed, studies on this subject could analyze relationships between morphological characteristics and resilience to climate or urban forcing.

Vegetation area is an informative landscape variable complementary to sand area, essential for the acknowledgment of sandy beaches as ecosystem and not only sand and sea spaces. Analysis of the relationships between beach landscape attributes and expert opinion on conservation and recreational value have found beach vegetation to be positively related to expert-based conservational value and negatively to the recreational value (Orlando *et al.*, 2021). A main issue related to beach vegetation is the introduction of invasive alien species (César de Sá *et al.*, 2017), although this methodology is unable to discriminate exotic and native vegetation, the evolution of vegetation area can be used to detect growth patterns associated with invasive exotic species.

Sandy beach recreational carrying capacity relates to the length and width of the beach and especially the extent of the subaerial beach above the high water mark, a zone that is available for beach-users at all times (McLachlan *et al.* 2013). Sand area estimations are a proxy for this feature relevant to management that could help select different uses that balance conservation and recreation objectives in a region or a reserve network.

No significant differences were found between independent area measurements and estimations with $CTH=0.5$, even though the independent information (Gutiérrez *et al.*, 2016) was based on snapshots taken on different times of the year and associated with good weather conditions (aerial photography or single satellite pictures). Regarding water and sand boundaries the results suggest

CTH=0.5, si bien la información independiente (Gutiérrez *et al.*, 2016) se basa en capturas tomadas en diferentes momentos del año y asociadas con buenas condiciones climáticas (fotografía aérea o imágenes satelitales individuales). Con respecto a los límites entre agua y arena, los resultados sugieren que el método automatizado suministra una medición intermedia entre las técnicas WDL y PHTH. WDL estima una mayor área de la playa, pues depende de la interfaz entre agua y arena en el momento actual, mientras que PHTH depende de la marea alta anterior. En la Figura 3, las mediciones independientes WDL de las playas están por encima de la línea 1:1, mientras que las mediciones PHTH están por debajo, un patrón apoyado por los resultados del valor p de Wilcoxon y la correlación de Pearson. Sin embargo, debido a la resolución espacial de la serie Landsat, deben abordarse con cuidado los detalles como estos. El patrón que aquí se encontró podría estar bajo la influencia del rango mareal y otras condiciones locales.

El análisis exploratorio realizado en este trabajo indica que la metodología suministra la base necesaria para cuantificar el área de las playas arenosas, una variable de gran importancia para su gestión y ecología. Además, el margen temporal de la colección Landsat permite reconstruir el área de la playa para un período de más de 30 años. Esta cantidad de información, que antes no estaba disponible, tiene potencial para mejorar el conocimiento sobre las dinámicas y la planeación costeras. Los códigos están disponibles en <http://doi.org/10.5281/zenodo.4327667>, la plataforma GEE es de acceso abierto y la colección Landsat tiene cobertura global, lo cual significa que esta metodología puede aplicarse en cualquier lugar, permitiendo así incrementar, con bajos costos de operación, la calidad y la cantidad de la información críticamente necesaria para la gestión costera.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo hace parte de la tesis doctoral del autor y ha contado con el apoyo generoso de la Comisión Académica de Posgrados (CAP) y la Universidad de la República (UdelaR) a través de una beca de finalización doctoral y una beca de investigación (CRN3070) del proyecto Variabilidad de ecosistemas oceánicos alrededor de Sudamérica del Instituto Interamericano para la Investigación del Cambio Global. Los grupos Pedeciba y CISC (32) también han brindado su apoyo. Se agradece a la Dr. Eleonora Celentano, a Lucía Rodríguez-Tricot y a Matias Zarucki por su generosa revisión del manuscrito; a los Drs. O. Defeo y L. Ortega por su orientación; y a los dos pares anónimos por sus comentarios constructivos.

that the automated method gives an intermediate measure between WDL and PHTH techniques, WDL estimates a higher beach area as it depends on the water sand interface at the current time, while PHTH relies on the previous high tide. In Figure 3, the independent WDL measures of beaches are above the 1:1 line, while PHTH measures are below, a pattern supported by the results of Wilcoxon's p-value and Pearson's correlation. However, due to the spatial resolution of the Landsat series fine scale features such as this should be addressed carefully, the pattern found here could be influenced by tide range and other local conditions.

The exploratory analysis conducted in this work indicates that the methodology provides the necessary basis for quantifying sandy beach area, a major variable of sandy beach management and ecology. Furthermore, the temporal span of the Landsat collection allows to reconstruct beach area for over 30 years, this amount of previously unavailable information has the potential of improving knowledge on coastal dynamics and planning. The scripts are available (<http://doi.org/10.5281/zenodo.4327667>), the GEE platform is open and the Landsat collection has worldwide coverage, meaning that this methodology can be applied anywhere, allowing an increase on quality and quantity of the information critically needed for coastal management at a low operational cost.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work is part of the author's Ph.D, thesis and has been kindly supported by: the Academic Commission of Postgraduate Studies of the University of the Republic through a PhD finalization grant, and a research grant (CRN3070) of project Variability of Ocean Ecosystems Around South America from the Inter American Institute for Global Change Research. PEDECIBA and CSIC Grupos (32) have also provided support. The author would like to thank Dr. Eleonora Celentano, Lucía Rodríguez-Tricot and Matias Zarucki for the kind revision of the manuscript, Drs. O. Defeo and L. Ortega for their guidance, and the two anonymous referee for their constructive comments.



BIBLIOGRAFÍA / LITERATURE CITED

- Amyot, J. and J. Grant. 2014. Environmental function analysis: A decision support tool for integrated sandy beach planning. *Ocean Coast Manag.* 102: 317–327. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2014.10.009>
- Barnard, P.L., D.M. Hubbard and J.E. Dugan. 2012. Beach response dynamics of a littoral cell using a 17-year single-point time series of sand thickness. *Geomorphology* 140: 588–598. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.12.023>
- Barnard, P.L., A.D. Short, M.D. Harley, K.D. Splinter, S. Vitousek, I.L. Turner, J. Allan, M. Banno, K.R. Bryan, A. Doria, J.E. Hansen, S. Kato, Y. Kuriyama, P. Randall-Goodwin, P. Ruggiero, I.J. Walker and D.K. Heathfield. 2015. Coastal vulnerability across the Pacific dominated by El Niño/Southern Oscillation. *Nat. Geosci.*, 8: 801.
- Boak, E. and I. Turner. 2005. Shoreline definition and detection: A review. *J. Coast. Res.*, 21: 688–703. <https://doi.org/10.2112/03-0071.1>
- Breiman, L. 2001. Random forests. *Mach Learn*, 45: 5–32.
- Brieuc, M.S.O., C.D. Waters, D.P. Drinan and K.A. Naish. 2018. A practical introduction to Random Forest for genetic association studies in ecology and evolution. *Mol. Ecol. Resour.*, 18(4): 755–766. <https://doi.org/10.1111/1755-0998.12773>
- César de Sá, N., S. Carvalho, P. Castro, E., Marchante and H. Marchante. 2017. Using Landsat time series to understand how management and disturbances influence the expansion of an invasive tree. *IEEE J. Sel. Topics App. Earth Obs. Rem. Sens.*, 10(7): 3243–3253.
- Cifuentes Ossa, M.A., L.V. Rosero Henao y J.J. Selvaraj. 2017. Detección de cambios de la línea costera al norte del distrito de Buenaventura mediante el uso de sensores remotos. *Bol. Invest. Mar. Costeras*, 46. <https://doi.org/10.25268/bimc.invemar.2017.46.1.719>
- Defeo, O. and M. Elliott. 2020. The ‘triple whammy’ of coasts under threat – Why we should be worried! *Mar. Pollut. Bull.*, 111832. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2020.111832>
- Defeo, O., A. McLachlan, D.S. Schoeman, T.A. Schlacher, J. Dugan, A. Jones, M. Lastra and F. Scapini. 2009. Threats to sandy beach ecosystems: A review. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 81: 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2008.09.022>
- García-Alonso, J., D. Lercari, B.F. Araujo, M.G. Almeida and C.E. Rezende. 2017. Total and extractable elemental composition of the intertidal estuarine biofilm of the Río de la Plata: Disentangling natural and anthropogenic influences. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 187: 53–61. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2016.12.018>
- Gao, B. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Rem. Sens. Environ.*, 58: 257–266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Gorelick, N., M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau and R. Moore. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Rem. Sens. Environ.*, 202: 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Gutiérrez, O. 2010. Dinámica sedimentaria en la costa uruguaya: evolución y tendencias de playas urbanas en el marco del Cambio Global. Tesis Magister Ciencias Ambientales, UdelaR, Montevideo. 98 p. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1904.4568>
- Gutiérrez, O., D. Panario, G.J. Nagy, G. Piñeiro and C. Montes. 2015. Long-term morphological evolution of urban pocket beaches in Montevideo (Uruguay): Impacts of coastal interventions and links to climate forcing. *J. Integr. Coast. Zone Manag.*, 15: 467–484. <https://doi.org/10.5894/rgci553>
- Gutiérrez, O., D. Panario, G.J. Nagy, M. Bidegain and C. Montes. 2016. Climate teleconnections and indicators of coastal systems response. *Ocean Coast. Manag.*, 122: 64–76. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2016.01.009>
- Harley, M.D., I.L. Turner, A.D. Short and R. Ranasinghe. 2010. Assessment and integration of conventional, RTK-GPS and image-derived beach survey methods for daily to decadal coastal monitoring. *Coast. Eng.*, 58: 194–205. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2010.09.006>
- Harris, L., R. Nel and D. Schoeman. 2011. Mapping beach morphodynamics remotely: A novel application tested on South African sandy shores. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 92: 78–89. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2010.12.013>
- Jensen, J.R. 2005. *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. Prentice Hall, Upper Saddle River. 512 p.
- Lercari, D. and O. Defeo. 2015. Large-scale dynamics of sandy beach ecosystems in transitional waters of the southwestern Atlantic Ocean: Species turnover, stability and spatial synchrony. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 154: 184–193. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2015.01.011>
- Luijendijk, A., G. Hagenaars, R. Ranasinghe, F. Baart, G. Donchyts and S. Aarninkhof. 2018. The state of the world’s beaches. *Sci. Rep.*, 8: 6641. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24630-6>
- McLachlan, A. and O. Defeo. 2018. *The ecology of sandy shores*. Academic Press, London. 542 p. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809467-9.00001-1>
- McLachlan, A., O. Defeo, E. Jaramillo and A.D. Short. 2013. Sandy beach conservation and recreation: Guidelines for optimizing management strategies for multi-purpose use. *Ocean Coast. Manag.*, 71: 256–268. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2012.10.005>
- McLachlan, A., O. Defeo and A.D. Short. 2018. Characterizing sandy beaches into major types and states: Implications for ecologists and managers. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 215: 152–160. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2018.09.027>

- Millard, K. and M. Richardson. 2015. On the importance of training data sample selection in Random Forest image classification: A case study in peatland ecosystem mapping. *Rem. Sens.*, 7: 8489–8515.
- Orlando, L. 2020. BeachAreaMontevideo1984_2019 [Data set]. Zenodo. <http://doi.org/10.5281/zenodo.4327667>
- Orlando, L., L. Ortega and O. Defeo. 2019. Multi-decadal variability in sandy beach area and the role of climate forcing. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 218: 197–203. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2018.12.015>
- Orlando, L., L. Ortega and O. Defeo. 2020. Urbanization effects on sandy beach macrofauna along an estuarine gradient. *Ecol. Ind.*, 111: 106036. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.106036>
- Orlando, L., L. Ortega and O. Defeo. 2021. Perspectives for sandy beach management in the Anthropocene: Satellite information, tourism seasonality, and expert recommendations. *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, 107597. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2021.107597>
- Ozturk, D. and F. Sesli. 2015. Shoreline change analysis of the Kizilirmak Lagoon series. *Ocean Coast. Manag.*, 118: 290–308. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2015.03.009>
- R Development Core Team. 2013. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. <https://cran.r-project.org/> 8/09/2020.
- Sepúlveda, H.H., A. Valle-Levinson and M.B. Framiñán. 2004. Observations of subtidal and tidal flow in the Río de la Plata Estuary. *Cont. Shelf Res.*, 24: 509–525. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2003.12.002>
- Short, A.D. 1999. Beach and shoreface morphodynamics. Wiley, Chichester. 379 p.
- Short, A.D. and D.W.T. Jackson. 2013. Beach morphodynamics: 106-129. In: *Treatise on Geomorphology*. Academic Press, San Diego.
- Simionato, C.G., M.L. Clara Tejedor, C. Campetella, R. Guerrero and D. Moreira. 2010. Patterns of sea surface temperature variability on seasonal to sub-annual scales at and offshore the Río de la Plata estuary. *Cont. Shelf Res.*, 30: 1983–1997. <https://doi.org/10.1016/j.csr.2010.09.012>
- Splinter, K.D., I.L. Turner and M.A. Davidson. 2013. How much data is enough? The importance of morphological sampling interval and duration for calibration of empirical shoreline models. *Coast. Eng.*, 77: 14–27. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2013.02.009>
- Takimoto, G. and D.M. Post. 2013. Environmental determinants of food-chain length: a meta-analysis. *Ecol. Res.*, 28: 675–681. <https://doi.org/10.1007/s11284-012-0943-7>
- Verocai, J.E., M. Gómez-Erache, G.J. Nagy and M. Bidegain. 2015. Addressing climate extremes in Coastal Management: The case of the Uruguayan coast of the Río de la Plata System. *J. Integr. Coast. Zone Manag.*, 15:91-107. <https://doi.org/10.5894/rgci555>
- Vos, K., M.D. Harley, K.D. Splinter, J.A. Simmons and I.L. Turner. 2019. Sub-annual to multi-decadal shoreline variability from publicly available satellite imagery. *Coast. Eng.*, 150: 160–174. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2019.04.004>

RECIBIDO/RECEIVED: 21/12/2020

ACEPTADO/ACCEPTED: 13/09/2022