



Universidad Nacional Autónoma de México

Programa de Maestría y Doctorado en Ingeniería
Eléctrica
Procesamiento digital de señales

Segmentación y seguimiento de trayectoria de
manchas de sargazo cerca de la costa utilizando
visión computacional

T E S I S

que para optar por el grado de
Maestro en Ingeniería

PRESENTA:

José Antonio López Portillo hurtado

Tutor Principal:
Dr. Boris Escalante Ramírez
Facultad de Ingeniería UNAM

Ciudad Universitaria, Ciudad de México, 2023



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

Este trabajo de tesis recibió apoyo de los proyectos UNAM PAPIIT IV100420 y TA101121 y de una beca de nivel maestría del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología. Y fue parte del proyecto CONACYT: Sistema de observación y alerta temprana del sargazo (proyecto piloto).

Agradezco al M. en C. Edgar Escalante Mancera y al M. en I. Miguel Ángel Gómez Reali del Servicio Académico de Monitoreo Meteorológico y Oceanográfico (SAMMO), por el mantenimiento del sistema de cámaras así como la adquisición, almacenamiento e ideas para el procesamiento de las imágenes utilizadas para esta tesis.

Quiero agradecer a mi asesor, el Dr. Boris Escalante Ramírez y a la Dra. Jimena Olveres Montiel por su dedicación y apoyo para la realización de esta tesis, por su confianza y guía a través de los años de maestría. Igualmente quisiera agradecer al Laboratorio Avanzado de Procesamiento de Imágenes (LAPI), especialmente a Melisa por su amistad y consejo durante estos años.

Al Dr. Rodolfo Silva Casarín y al Dr. Edgar Mendoza Baldwin por su inspiración y por iniciar mi interés por el mar. Al Dr. Christian Appendini Albrechtsen por su apoyo y aporte de ideas.

Al M. en C. Fernando Negrete Soto por sus sugerencias técnicas y apoyo. Al MTIA. Gustavo Villareal Brito por su apoyo en el mantenimiento del equipo de computo usado durante esta tesis.

A mi padre, mi madre y mi hermano por su infinito cariño y apoyo incondicional desde que tengo memoria. Si puedo ser lo que soy hoy es gracias a ellos.

A Fernando, Edgar, Miguel, Gustavo y Carlos por su profunda amistad y consejo.

A mi familia, compañeros y amigos gracias por acompañarme.

Resumen

Desde el año 2015 las costas Caribe Mexicano han sido gravemente afectadas con arribazones masivos de Sargazo, causando un impacto negativo tanto ecológico como económico. Una vez que arriba a las playas empieza a descomponerse liberando sustancias que afectan a los ambientes circundantes, además complica su remoción ya que no existe una forma sencilla y efectiva de separarlo de la arena que se adhiere complicando su transporte y procesamiento. Por estas razones resulta importante su recolección cuando aún se encuentra flotando en la superficie del océano.

Existen métodos de detección de sargazo con imágenes satelitales, los cuales se aplican a grandes manchas alejadas de la costa, estos análisis resultan útiles para dar una aproximación de la llegada de sargazo en diferentes zonas con días de anticipación, pero resulta un problema la ubicación de las manchas una vez que se acercan a la costa. En esta tesis se implementó un sistema capaz de detectar, clasificar y segmentar manchas de sargazo cerca de la costa a partir de imágenes obtenidas de cámaras ubicadas en edificios cercanos a la costa, con el fin de obtener información útil para los esfuerzos de recolección de sargazo en el agua.

Las imágenes son obtenidas mediante cámaras durante los eventos de sargazo los cuales ocurren aproximadamente entre los meses de marzo y septiembre, después se realiza un preprocesamiento de las imágenes para detectar los objetos en movimiento incluyendo sargazo cerca de la costa. Para separar las manchas de sargazo de otros posibles objetos en movimiento se aplican y comparan los algoritmos de K-Means, Random Forest y una red neuronal U-Net, para poder discernir cual es la que realiza un mejor trabajo en un menor tiempo. Se realiza una segmentación de las manchas de sargazo para poder analizar las manchas como entes individuales, por último se relacionan las manchas de sargazo en imágenes consecutivas para poder realizar un seguimiento de la trayectoria de las manchas de sargazo.

Con la información del método implementado se pueden obtener datos estadísticos de cantidad aproximada y zonas de mayor o menor incidencia de sargazo.

Abstract

Since 2015, the Mexican Caribbean coasts have been seriously affected by massive Sargassum mats, causing a negative ecological and economic impact. Once it reaches the beaches, it begins to decompose, releasing substances that affect its surroundings also the sand attaches to sargazo making it harder to clean it because there is no simple and effective way to separate it from the sand, complicating its transportation and processing. For these reasons it is important to collect it when it is still floating on the ocean surface.

There are different methods of detection of sargassum with satellite images, these systems are implemented in large mats far from the coast, these analyzes are useful to give an approximation time of arrival of sargassum with days in advance, but the location of the sargassum is problematic once they get close to the coast. In this thesis, a system capable of detecting, classifying and segmenting sargassum patches near the coast was implemented using cameras located in buildings near the coast, in order to obtain useful information for sargassum collection efforts.

The images are obtained during a sargassum event, first a pre-processing of the images is carried out to detect moving objects including sargassum near the coast. To separate the sargassum patches from other possible moving objects, the algorithms of K-Means, Random Forest and a U-Net neural network are compared. A segmentation of the sargassum spots is carried out to be able to analyze the spots as individual entities, finally the sargassum spots are related in consecutive images to be able to track the trajectory of the sargassum spots.

With the information of the implemented method, statistical data of approximate quantity and areas of greater or lesser incidence of sargassum can be obtained.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Sargazo y su impacto en el Caribe mexicano	1
1.2. Definición del problema	2
1.3. Objetivo	3
1.4. Métodos computacionales	3
1.5. Justificación	5
1.6. Estructura de la tesis	5
2. Estado del Arte	7
2.1. Procesamiento de imágenes de satélite	7
2.2. Procesamiento de imágenes desde la costa	8
3. Metodología	11
3.1. Análisis del problema	11
3.2. Propuesta	11
3.3. Adquisición de las imágenes	12
3.4. Preprocesamiento	13
3.5. Clasificación	15
3.5.1. K-means	15
3.5.2. Random Forest	16
3.5.3. U-Net	17
3.6. Segmentación	19
3.7. Seguimiento	21
4. Resultados	25
4.1. Preprocesamiento	25
4.2. Clasificación	26
4.3. Segmentación	29
4.4. Seguimiento de las manchas	31
4.5. Análisis de resultados y comparación	33
5. Conclusiones	35
5.1. Aplicación del sistema y trabajo futuro	36

Capítulo 1

Introducción

1.1. Sargazo y su impacto en el Caribe mexicano

El sargazo es una alga marina, multicelular y macroscópica (Macroalga). Se encuentra en grandes cantidades en la superficie del océano gracias a bolsas llenas de gas llamadas vesículas. El sargazo suele agruparse debido a las convergencias de las corrientes superficiales del mar y llegan a cubrir áreas kilométricas en el océano.



Figura 1.1: Sargazo flotando a la deriva. 2019

Desde el año 2015, las costas del Caribe mexicano han recibido arribos masivos de sargazo. El sargazo por naturaleza funciona como biosorbente reteniendo algunos elementos que recoge a su paso, al llegar a las playas empieza un proceso de descomposición que produce lixiviados y la liberación de partículas orgánicas obtenidas en su

trayecto, los cuales causan un efecto que se ha llamado marea marrón, la cual tiene un impacto negativo provocando un cambio abrupto y prolongado en los parámetros normales del agua evitando que se realicen los procesos normales de los ecosistemas circundantes[1].

Durante el proceso de descomposición también se liberan gases nocivos y con desagradable aroma los cuales dañan la imagen pública de los lugares afectados cuya principal fuente de ingreso proviene del turismo, llegando a declararse emergencia nacional. Se han investigado diferentes formas de aprovechar esta materia prima, pero para evitar los impactos negativos y obtener un mejor aprovechamiento de este recurso es necesaria su recolección antes de que arribe a la costa[2], de otra forma su recolección en costa encarece el proceso y se producen pérdidas debido a la descomposición de la alga.

La periodicidad y cantidad en las que arriba el sargazo son impredecibles debido a la gran cantidad de agentes que influyen su movimiento, el sargazo en costa presenta gran variabilidad de afluencia en cuestión de cientos de metros. Para evitar todos estos impactos negativos se han implementado sistemas de contención, entre ellos se encuentran las barreras flotantes las cuales están diseñadas para retener o desviar el sargazo a zonas específicas. Para el correcto funcionamiento de este sistema resulta necesario ubicar y recolectar el sargazo cuando la acumulación llega a una cantidad determinada, de lo contrario el sargazo puede hundirse y pasar por debajo de la barrera para terminar descomponiéndose debajo del agua o para después volver a flotar y llegar a la costa haciendo inútil su implementación.

1.2. Definición del problema

La recolección del sargazo lejos de la costa resulta de vital importancia para evitar las consecuencias nocivas que causa la descomposición de la macro alga en las costas. El trayecto que sigue el sargazo en el agua resulta difícil de predecir a simple vista debido a los fenómenos que influyen su movimiento, ya que su velocidad y dirección puede modificarse radicalmente en poco tiempo.

Los actuales métodos de recolección de sargazo fuera de la costa se han enfocado en lanchas sargaceras, las cuales en su mayoría cuentan con una banda móvil que se encuentra semi sumergida y que transporta el sargazo a un depósito temporal que al llenarse es recolectado por otra embarcación. La velocidad máxima de las sargaceras resulta inferior en comparación con otras embarcaciones de tamaño similar y su consumo de combustible es mayor debido al peso involucrado en la maniobra. Debido a estas razones resulta importante el poder realizar una planeación eficiente de la ruta que va a seguir la embarcación durante su jornada.

1.3. Objetivo

En este trabajo se propone un sistema capaz de procesar imágenes tomadas desde la costa, identificar manchas de sargazo y brindar información importante sobre su localización y tamaño, que ayudarán a realizar un monitoreo y coadyuvar a una recolección más eficiente.

Diseñar un sistema automatizado capaz de segmentar, clasificar y realizar seguimiento del sargazo. El sistema debe de ser robusto y al mismo tiempo fácilmente reproducible para su rápida aplicación en diferentes sitios y para todo tipo de aplicaciones. El resultado del proceso debe de poder interpretarse a simple vista y facilitar la relación de la imagen con la ubicación geográfica.

1.4. Métodos computacionales

Durante el diseño del sistema presentado en este trabajo se utilizaron diferentes métodos computacionales para obtener los resultados deseados. Se dividieron las tareas necesarias en diferentes problemas fundamentales aplicando una solución a cada una de ellas.

Se utilizaron filtros para la eliminación del ruido visual provocado por el oleaje, suavizamos la imagen para eliminar ruido generado por la iluminación y el poco remanente del oleaje durante la toma de las imágenes. Existen diferentes formas de suavizar la imagen, en nuestro caso utilizamos un filtro Gaussiano cuadrado de 3×3 para eliminar el ruido generado durante la toma de la imagen. Se ha observado que los resultados de este filtro son más eficientes, al involucrar una operación con variación progresiva en todas las direcciones.

En el preprocesamiento de la imagen se compara el fondo contra la imagen a analizar, utilizando operaciones de promedio y resta. Al obtener imágenes de cuadro fijo, durante un tiempo definido, al realizar el promedio, obtenemos la información sobre las partes de la imagen que se mantienen estáticas a través del tiempo. Al restarle a la imagen de fondo, la imagen estática con los elementos dinámicos de interés, obtenemos una imagen donde sobresalen estos elementos móviles.

Trabajando con la imagen resultante se utilizan operaciones morfológicas de erosión y dilatación, las cuales nos permite eliminar objetos ruidosos de tamaño pequeño producidos por las operaciones anteriores y consolidar los objetos de mayor importancia. El proceso de erosión consiste en definir un área cuadrada, la cual va a moverse a través de toda la imagen y al píxel central se le asignará el valor del píxel mas bajo dentro de esa área, esto provoca que los objetos en la imagen disminuyan de tamaño eliminando los pequeños elementos ruidosos; posteriormente se hace el proceso contrario de dilatación el cual consiste en asignar el valor más alto de un área al píxel central, al realizar esta operación los elementos se agrandan un poco y logran conectar los pequeños espacios que se pudieran encontrar en medio. Al realizar estas dos tareas juntas logramos eliminar pequeños elementos ruidosos mientras fortalecemos los

de interés.

Después de obtener los objetos móviles de nuestra imagen, es necesario realizar una clasificación de estos objetos para poder discernir entre lo que es y no es sargazo. Existen diferentes algoritmos para realizar esta tarea, los cuales podemos separarlos en dos grupos: los métodos supervisados, los cuales son los algoritmos entrenados con imágenes clasificadas de antemano para que el sistema pueda aprender a separar los diferentes objetos; y los métodos no supervisados los cuales proveen una clasificación estimada a partir de las diferencias que los algoritmos son capaces de encontrar. Para los clasificadores supervisados se clasifican a mano imágenes que contienen los elementos que queremos diferenciar, resulta importante para este paso presentar la cantidad de estos elementos de manera equitativa para que el método pueda hacer una correcta generalización del problema. Los algoritmos no supervisados son alimentados con las imágenes de entrenamiento, para posteriormente comparar las etiquetas resultantes con las clasificaciones deseadas para obtener una relación entre ellas. Otra opción para solucionar este problema es el entrenamiento de una red neuronal para la clasificación, en nuestro caso se aplicó una U-Net, la cual aplica operaciones de convolución y discretización, interconectadas para obtener los resultados deseados.

Ahora necesitamos identificar los resultados de la clasificación para esto realizamos una segmentación la cual consiste en separar y enumerar los elementos de la imagen. El resultado de este proceso es una máscara donde el valor del píxel es igual al identificador del objeto segmentado. Para esto existen diferentes aproximaciones, se puede hacer una segmentación por redes neuronales o utilizando algoritmos que analizan color, texturas, superpíxeles o semántica. Dependiendo de la aplicación es conveniente escoger el método que se va a utilizar, algunas veces el cambio de color es un claro indicativo del inicio y el fin de los objetos, en otros casos la diferencia es visible debido a patrones repetitivos en el objeto, en otros casos es posible ajustar un área propuesta al rededor de un objeto. En nuestro caso los elementos que queremos segmentar se encuentran en una máscara binarizada, aprovechando esta característica podemos utilizar un método que trabaje con la conectividad de los objetos. Este es un método de rápida ejecución en comparación con superpíxeles o texturas, se recorre la imagen y se asignan valores a los píxeles dependiendo de su valor y el de sus vecinos, uniendo los píxeles que tengan valores cercanos.

Para realizar el seguimiento de los objetos partiendo de los objetos segmentados se utilizan métodos de análisis geométricos comparando las dimensiones y su posición relativa para identificar manchas en cuadros consecutivos. Se calcula un parámetro resultante de la diferencia entre tamaño, dimensiones y distancia, se dice que es el mismo elemento a la pareja de objetos cuyo valor calculado sea más bajo. Al relacionarlos en diferentes imágenes podemos obtener información sobre su movimiento a través del tiempo. Esto se puede realizar mediante la programación orientada a objetos, en donde se creará un objeto por cada mancha presente en la imagen y llevando en sus argumentos la información necesaria de tamaño, forma y ubicación para realizar el cálculo del parámetro de similitud y contiene la información de correspondencia con la siguiente imagen.

1.5. Justificación

La recolección del sargazo antes de que arribe a la costa resulta de vital importancia para facilitar el manejo y procesamiento del sargazo, el tiempo de recolección en costa resulta muy alto ya que para evitar la erosión y compactación de la playa es deseable que la recolección se realice manualmente con el uso de herramientas como bieldos, este proceso es imposible si existe una acumulación excesiva de sargazo, siendo necesario el uso de maquinaria pesada como tractores con aditamentos especiales para la recolección del sargazo que a su vez resultan lentos, caros y crean nuevos problemas ecológicos a su paso como la compactación y erosión de playa.

Para utilizar el sargazo como materia prima se desea que el sargazo se encuentre lo mas limpio y fresco posible, si no se evita su arribo a la costa la arena puede llegar a adherirse a él provocando que se necesiten procesos adicionales para su remoción, como limpiarlo en tinas de agua o una maniobra extra de lanzar el sargazo al mar nuevamente para posteriormente retirarlo con bandas automatizadas una vez que los granos de arena se precipitan al fondo. Si el sargazo llega a la costa empieza un proceso de descomposición lo que puede causar diferentes problemas ambientales, deteriora su valor como materia prima y dificulta su correcto tratamiento. Por estas razones un sistema capaz de aportar en tiempo real información sobre la ubicación y tamaño de los parches de sargazo en el mar y cerca de las barreras es vital facilitando las maniobras de recolección de los parches para su correcta recolección antes de arribo a la costa, ahorrando tiempo y recursos valiosos dedicados a este proceso.

1.6. Estructura de la tesis

En el capítulo 2 se describen algunos métodos existentes para la resolución de la problemática de la detección de sargazo, las cuales se pueden catalogar en dos: Detección por imágenes de satélite y detección por imágenes tomadas desde la costa. En el capítulo 3 se detalla la metodología utilizada para la resolución de los objetivos. Desde la adquisición de datos, el preprocesamiento, la segmentación de las manchas de sargazo, su clasificación y su seguimiento. En el capítulo 4 se realiza una evaluación de los sistemas implementados para su validación, se hace un análisis de los resultados obtenidos. Por último en el capítulo 5 se presentan recomendaciones para la aplicación del sistema en campo y se proponen objetivos para trabajos futuros.

Capítulo 2

Estado del Arte

Para analizar el comportamiento del sargazo a través de imágenes se pueden mencionar dos métodos principales que se implementan actualmente, las imágenes de satélite y las imágenes con cámara estática desde la costa.

2.1. Procesamiento de imágenes de satélite

Se han realizado diferentes trabajos con el enfoque de detectar y trazar la ruta que sigue el sargazo en mar abierto a través de imágenes de satélite. Entre estos trabajos se encuentran los que han trabajado con índices de vegetación creados con imágenes de múltiples bandas espectrales como en el trabajo de Cuevas[3] donde se utilizaron 5 índices de vegetación diferentes, los cuales se obtienen mediante diferentes operaciones píxel a píxel aplicados a diferentes bandas de las imágenes multiespectrales de satélite, el resultado es una imagen con píxeles de valor directamente proporcional con algún tipo de vegetación dada; a estos parámetros se les suman, las bandas 2 y 5 de las imágenes de “Landsat 8”, para entrenar un algoritmo de Random Forest para poder clasificar el sargazo dentro de las imágenes.

En el trabajo de Maréchal[4] la detección de sargazo se realiza con imágenes obtenidas a través de un espectro radiómetro de resolución moderada “(MODIS)” y analizándolas con el índice de vegetación “AFAI” se complementa con el análisis de corrientes superficiales obtenidas por el modelo híbrido “(HYCOM)” para realizar una mejor predicción del movimiento del sargazo en la superficie del agua en las Antillas Menores. El sargazo es analizado como objetos a la deriva y se utiliza la estimación de las corrientes para obtener una aproximación de su trayectoria.

Otro ejemplo lo encontramos en el trabajo de Wang[5] donde se desarrolla un sistema mediante el cual se extraen las características del sargazo automáticamente utilizando como punto de partida las imágenes resultantes del análisis de índice de algas flotantes de imágenes multiespectrales, realizando un preprocesamiento de la imagen para extraer el ruido del oleaje y comparando el sargazo con una imagen de

fondo estimada igualmente con el índice. Con un énfasis en la detección de objetos no deseados como nubes y brillo en la superficie del mar para así poder obtener mejores resultados de clasificación.

En el trabajo de Nguyen[6] se realiza un análisis de las imágenes de satélite de las costas de Vietnam, tomando en cuenta el coeficiente de atenuación de la luz debido a la profundidad del mar, se entrena un algoritmo de k-NN para clasificar elementos de sargazo, pastos marinos, arena, roca y agua profunda. Por último se realiza una estimación de la biomasa total del sargazo

Todos estos trabajos enfocados en imágenes de satélite han demostrado ser de gran utilidad en lo que se refiere a la detección y estimación de sargazo en áreas de gran tamaño alejadas de la costa, donde se busca una predicción a largo plazo sobre su movimiento y estimación del tamaño de las manchas.

Estos sistemas no suelen ser eficientes con imágenes cerca de la costa debido a los elementos que dificultan su correcta identificación como su baja profundidad y cercanía a centros urbanos. Otro punto en contra de estos sistemas es la resolución temporal de las imágenes, comúnmente suele ser de días o semanas y son altamente sensibles al clima que se esté experimentando en el momento de la toma de imagen esto quiere decir que los días nublados suelen ser días con imágenes no útiles para el sistema. Por último la capacidad de almacenaje y procesamiento de estos sistemas suelen ser alta debido al gran tamaño de las imágenes y a las diferentes capas espectrales que estos suelen tener.

2.2. Procesamiento de imágenes desde la costa

Desde Septiembre de 2015 el Instituto de Ingeniería de la UNAM con sede en Sisal, Yucatán, utilizando el Sistema Remoto de Monitorización de Playas “SIRENA” para la adquisición de imágenes ubicado en la Unidad Académica de Sistemas Arrecifales en Puerto Morelos, Quintana Roo, en el año 2018 se observó que las cámaras son capaces de registrar el trayecto y acumulación del sargazo en costa, posibilitando la creación de algoritmos para la obtención de información importante para su estudio.

Este sistema procesa imágenes de la costa produciendo una imagen instantánea, una imagen producto del promedio de 10 minutos a 7 imágenes por segundo y una imagen de varianza resultado de la resta de las dos anteriores. El objetivo principal de este sistema en un inicio era el de poder analizar fenómenos costeros como la erosión en las playas a través del tiempo y desarrollo de la duna costera. En ese mismo año la llegada del sargazo abrió nuevas posibilidades para este sistema.

El sistema de cámaras instaladas en Puerto Morelos esta basado en el trabajo realizado por Nieto[7], el cual desarrolla un sistema de bajo costo y software libre para estudios costeros. El sistema consta de un número de cámaras ubicadas en posiciones estratégicas que posteriormente son ortonormalizadas y georeferenciadas para el análisis de fenómenos interesantes para su estudio.

En la tesis para obtener el grado de maestría de Montoya[8] se utilizan estas cámaras ubicadas en Puerto Morelos para analizar la variabilidad temporal de sargazo arribado en costa. Utilizando el algoritmo de maquinas de soporte vectorial (SVM), alimentado por las diferentes capas de color de la imagen, realiza la clasificación del sargazo.

En el trabajo de Rutten[9], en donde se utiliza este mismo sistema, se asocian 5 años de imágenes horarias con parámetros oceanográficos, obteniendo un comportamiento cíclico del sargazo cerca de la costa.

En estos casos las ventajas de utilizar estos sistemas consiste en su bajo costo y rápido procesamiento en comparación con las imágenes satélites, haciendo estos sistemas modulares y de fácil reproducción.

Por otra parte estos sistemas son incapaces de procesar áreas de moderado tamaño, limitadas por la calidad de imagen de la cámara y el ángulo en la que se coloca. Aunado a estos detalles también se deben de realizar procesos adicionales para obtener una imagen ortonormalizada para obtener una imagen comparativa a una imagen satélite. Hay que calibrar cada uno de estos procesos para cada sistema de cámaras y así poder realizar una conversión directa de píxeles a metros. Estos procesos son realizados mediante el software de SIRENA[7].

Otro de los sistemas desarrollados para el monitoreo de sargazo cerca de la costa incluye el trabajo de Valentini[10], en donde a partir de imágenes tomadas con una cámara de un teléfono inteligente y procesadas a través de una red neuronal convolucional basada en super píxeles se clasifica la imagen en sargazo, vegetación terrestre, cielo, espuma y mar.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Análisis del problema

El sargazo es una macro alga que desarrolla su ciclo de vida cerca de la superficie del agua y tiene un movimiento dominado por fenómenos meteorológicos tales como la velocidad y dirección del viento y oceanográficos como oleaje y corrientes marinas. El sargazo se encuentra en movimiento todo el tiempo en la superficie del agua lo que facilita su detección desde una cámara estática con la perspectiva correcta.

La cámara con la que se desarrolla este trabajo está ubicada a 20 metros del suelo, fijada con un sistema que impide su movimiento y variación en el foco de captura de forma que las imágenes recolectadas no sufren modificaciones en su posición. La imagen esta sujeta a fenómenos como cambios de iluminación resultado del movimiento de las nubes y el avance del sol, igualmente existen agentes externos que pueden interferir en las imágenes tomadas, lo que hace necesario identificar estos elementos para realizar un correcto análisis.

El sargazo llega a variar en cantidad y forma, por lo que es necesario poder identificar cada mancha por separado para realizar un seguimiento eficiente.

3.2. Propuesta

Se propone un sistema automático y autónomo capaz de aislar las manchas de sargazo y analizar sus propiedades tales como su tamaño y movimiento a través del tiempo, utilizando algoritmos de bajo coste computacional, que puedan dar resultados rápidos para facilitar las maniobras de recolección y de estudio del sargazo.

Los resultados de estos sistemas podrán ser utilizados por las personas a cargo de las tomas de decisiones para una rápida y eficiente reacción a la problemática, además de facilitar la cuantización del sargazo que arriba al mar Caribe. Se propone un sistema de bajo coste computacional para poder realizar parte de su procesamiento

en sistemas modulares y de fácil adquisición y mantenimiento.

En el diagrama de flujo 3.1 se pueden observar las etapas ya mencionadas y los resultados que esperamos en cada etapa, a su vez estas salidas son las entradas del proceso siguiente.

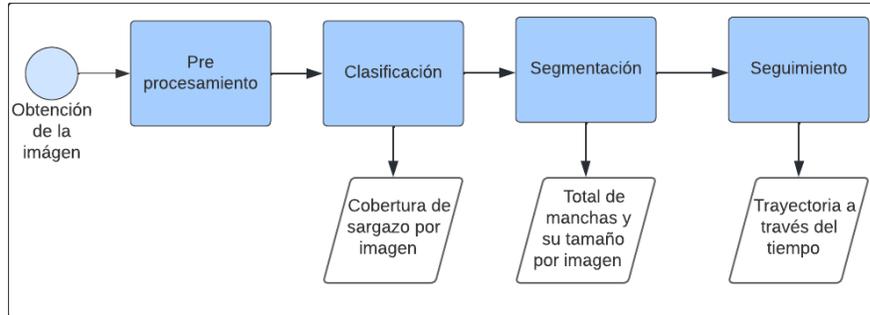


Figura 3.1

3.3. Adquisición de las imágenes

El sistema de cámaras instaladas en el municipio de Puerto Morelos en el estado de Quintana Roo consta de dos cámaras que envían las imágenes obtenidas mediante fibra óptica a un sistema de cómputo ubicado en el laboratorio del “Servicio Académico de Monitoreo Meteorológico y Oceanográfico” (SAMMO) del Instituto de Ciencias del Mar y Limnología de la UNAM.

Para la realización de esta tesis se hicieron modificaciones en la programación del sistema original de cámaras implementado por el Instituto de Ingeniería Sisal, para que las dimensiones y movimiento del sargazo pudieran ser identificados correctamente. El sistema se ajustó para que tome una imagen promedio cada minuto la cual es el resultado del promedio de 30 imágenes tomadas en un lapso de 2 segundos, como se puede observar en la Figura 3.2 estos parámetros aseguran que obtenemos una imagen con una menor cantidad de ruido debido al efecto disminuido del oleaje, al mismo tiempo que el tamaño y ubicación del parche de sargazo no sufre modificaciones relevantes mientras se traslada por la superficie del agua. Para la elaboración de esta tesis el sistema se implementó durante eventos de arribazón de sargazo obteniendo un total de 4915 imágenes distribuidas en un total de 17 arribazones de sargazo independientes.



Figura 3.2: (a) Imagen resultado de la toma espontánea de la cámara, (b) Imagen resultado del promedio de 2 segundos a 15 cuadros por segundo.

3.4. Preprocesamiento

Para iniciar el trabajo se propuso realizar un preprocesamiento de las imágenes para eliminar todos los elementos que interfieren con los algoritmos de clasificación ya que existen elementos estáticos dentro de nuestra ventana temporal que pueden llegar a confundir con sargazo, como las praderas de pastos marinos las cuales a simple vista presentan gran parecido a la colorimetría del sargazo y la marea marrón que es resultado de la descomposición de sargazo en costa.

El sargazo siendo un fenómeno dinámico, llega a recorrer cientos de metros en unos cuantos minutos, por esto, el preprocesamiento se enfoca en obtener todos los píxeles en la imagen que presentan movimiento representado como un cambio de sus propiedades de color dentro de un lapso de tiempo.

Primero se realiza un corte en las imágenes eliminando las zonas que no van a ser analizadas, como la costa y el cielo de las imágenes se retiran, para poder enfocar nuestro análisis en el mar, este proceso se realiza mediante una máscara la cual puede ser diseñada para ajustar las necesidades geográficas propias de cada zona. Posteriormente se procesan con un filtro Gaussiano de 3×3 el cual ayuda a retirar el ruido restante producido por el oleaje de la imagen y se realiza una normalización a las imágenes para asegurar que se encuentren dentro del mismo orden de magnitud. Por último enfocamos nuestro trabajo a la segunda capa en el modelo de color de matiz, saturación y brillo (HSV) de la imagen, debido a que aporta un mejor contraste entre el mar y las manchas de sargazo optimizando el procesado de detección de movimiento.

Para obtener el movimiento en la imagen se utiliza el mismo principio de los sistemas de cámara de seguridad, en el cual se compara la imagen a analizar con el fondo ambiental. En la Figura 3.3 se observa un ejemplo del proceso que se realiza.

Cada minuto el sistema obtiene 40 imágenes en un lapso de 2 segundos, al

promediar estas imágenes se obtiene una buena representación del fondo de nuestro escenario (b), en el cual se observan con mayor claridad los pastos marinos y arenales. Posteriormente hacemos una resta de nuestras imágenes (a) y (b) donde el resultado representa todos los eventos dinámicos captados por la cámara (c). Por último se propone un umbral a partir del cual se detecta el movimiento y se crea una máscara binarizada (d) como resultado final, entre más bajo el umbral el sistema se vuelve mas sensible a los pequeños cambios de movimiento, si el umbral es muy alto se detectan únicamente cambios muy grandes los cuales normalmente son producidos por manchas grandes o por objetos ajenos.

El número de imágenes utilizadas para obtener nuestro fondo ambiental esta directamente relacionado con el umbral de binarización, ya que al no promediar suficientes imágenes se puede obtener un efecto de mancha fantasma la cual afecta directamente en el resultado de la resta de la imagen haciendo necesario aumentar la sensibilidad de nuestro sistema, al contrario si se promedian demasiadas imágenes el sistema empieza a confundir el fondo con cambios en el ambiente.

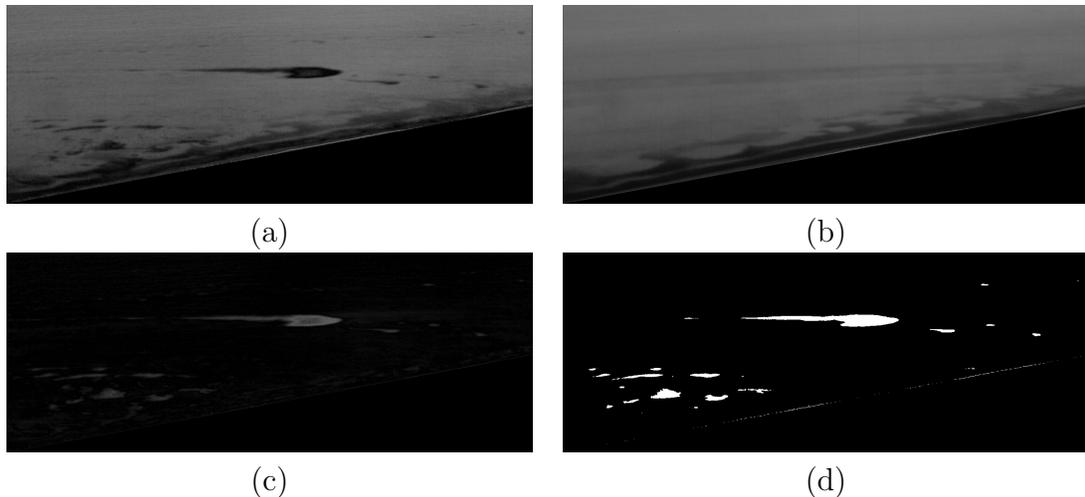


Figura 3.3: (a) Segunda capa de la imagen en el espacio de color hSV, (b) Promedio de 40 imágenes al minuto, (c) Diferencia entre la imagen promedio y la imagen al minuto, (d) Máscara binarizada final

Por último se aplica un proceso de erosión de la imagen, esto ayuda a eliminar pequeñas señales de ruido y un proceso de dilatación, uniendo las manchas de sargazo grandes que por efectos intrínsecos del proceso llegan a presentar huecos en sus centros.

No todo lo que se ha obtenido como resultado es sargazo en movimiento, en algunos casos es posible captar barcos en movimiento y cambios en la iluminación resultados del cambio abrupto en la iluminación de la superficie del agua, por consiguiente necesitamos clasificar estos objetos extraños.

3.5. Clasificación

Hasta el momento hemos separado correctamente los objetos dinámicos de los estáticos en nuestra imagen, al estar en un ambiente abierto no controlado existen objetos que interfieren en nuestras mediciones por lo cual es necesario diseñar e implementar algoritmos de clasificación que nos permitan discernir el sargazo de otros objetos. Al final del preprocesamiento algunas veces se pueden obtener objetos no deseados como embarcaciones en movimiento, cambios en la iluminación de la superficie del agua o gotas de agua en la lente Figura 3.4. Nuestro siguiente objetivo consistirá en eliminar estos objetos indeseables proponiendo y explorando dos métodos para realizar la clasificación.

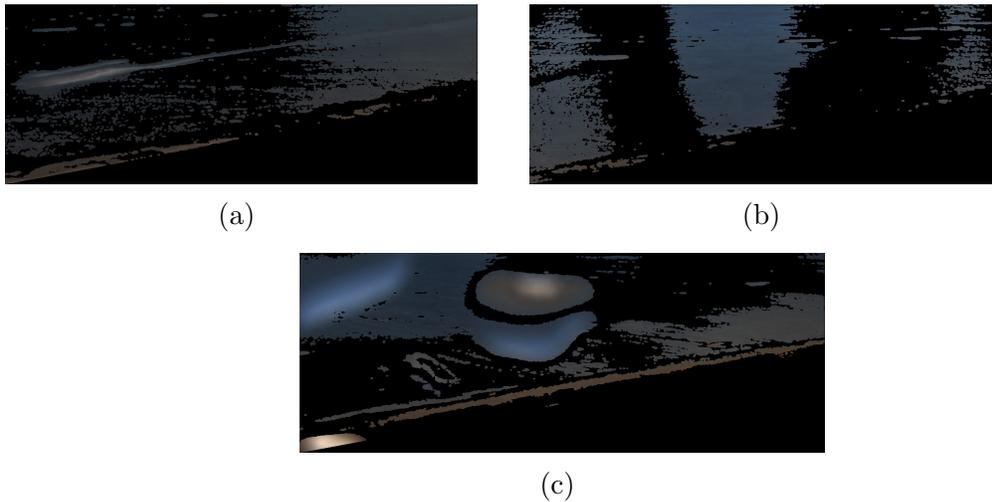


Figura 3.4

Diferentes resultados no deseados producto del preprocesamiento: a) Una lancha moviéndose a través de la toma, b) Cambios en la iluminación a causa de la nubosidad, c) Gotas de lluvia en el lente de la cámara

Primero se propone la clasificación con algoritmos clásicos, en este caso se escogieron los algoritmos de K-means y Random Forest .

3.5.1. K-means

El algoritmo de K-means es una técnica cuya operación se basa en la agrupación de datos con parámetros similares. Al identificar estos grupos de datos es fácil clasificar un nuevo elemento comparando la distancia vectorial que existe entre el nuevo dato y el punto promedio de los grupos que se han clasificado, entre menor sea la distancia del nuevo elemento y del grupo de datos, puede discernirse que existe una mayor relación entre ellos por lo que el nuevo elemento puede clasificarse dentro de este grupo.

Para poder utilizar este algoritmo es necesario realizar una fase de entrenamiento, en la cual se siguen una serie de pasos como los que se describen en [11].

El primer paso es seleccionar el número de clases o grupos que se van a usar, los puntos iniciales de estos grupos son iniciados aleatoriamente esto ayuda a que el proceso se desarrolle de forma mas eficiente ya que no se le da mayor peso a ningún grupo.

El segundo paso consiste en calcular la distancia de cada uno de los puntos a cada uno de los centros definidos previamente, clasificando así cada dato al grupo con el que mantenga la distancia vectorial mas corta.

El tercer paso consiste en reasignar el punto central de los grupos promediando los puntos que componen cada grupo.

Se repiten el segundo y tercer paso hasta que se desee o hasta que la posición de los puntos centrales de los grupos ya no sufra modificaciones relevantes.

Una ventaja del algoritmo de K-means es el tiempo de computo necesario para realizar las clasificaciones, resultando ser más rápida que otros algoritmos por el tipo de cálculos necesarios para su funcionamiento, al sólo calcular distancias entre diferentes puntos. Por otra parte resulta de vital importancia escoger de manera correcta el número de grupos con los cuales se va a trabajar, ya que si no existen suficientes clases para separar los datos el error aumenta, de igual manera si se seleccionan demasiados grupos el algoritmo no es capaz de generalizar eficientemente el problema, provocando algunos problemas como pueden ser la combinación de clases asignada a los mismos grupos.

3.5.2. Random Forest

El segundo algoritmo clásico que se propone es el de Random Forest. Este algoritmo consiste en una serie de árboles de decisiones cuyos resultados son promediados para poder obtener un resultado definitivo. Un árbol de decisión comienza en un nodo raíz desde el cual se despliegan diferentes trayectorias, las cuales se pueden componer de dos elementos los nodos de decisión que mediante procesos de comparación escogen el siguiente nodo y los nodos hoja que representan el resultado final del proceso. El parámetro de entrada es analizado por diferentes nodos de decisión hasta que llega a un nodo hoja. Figura 3.5

Los árboles de decisiones pueden estar compuestos por un gran número de rutas, al igual que el Random Forest esta compuesto por una gran cantidad de árboles de decisiones. La cantidad necesaria para realizar el trabajo dependerá de problema a ser analizado.

Cada uno de los árboles de decisiones es entrenado diferentes con grupos de entradas obteniendo idealmente arboles de decisión distintos e independientes lo que ayuda a obtener resultados mas certeros al analizar los parámetros ya que estos se abordan desde diferentes perspectivas.

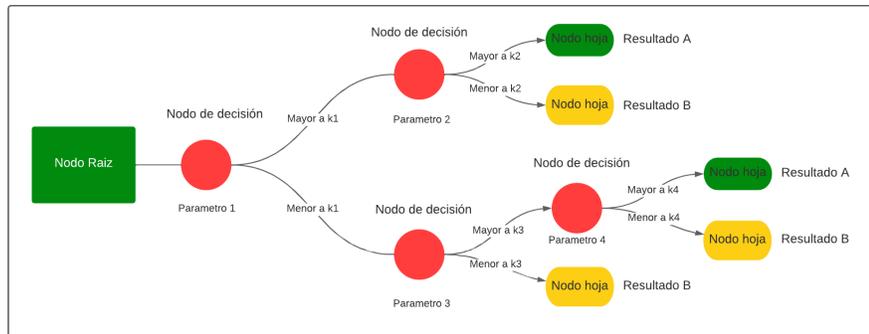


Figura 3.5: Ejemplo sencillo de un árbol de decisión.

Para realizar el entrenamiento de estos métodos se clasificaron manualmente al rededor de 300 imágenes, las cuales contienen objetos que se desean retirar y manchas de sargazo, lo deseable es que la cantidad de píxeles de manchas de sargazo y de objetos no deseables sea similar por lo que se escogieron imágenes donde pueda haber una buena representación de las dos. El procesamiento de estos algoritmos se realiza píxel a píxel, el sistema es alimentado por un total de 6 capas de las imágenes originales multiplicada por nuestra máscara de preprocesamiento, 3 capas en el espacio de color RGB y 3 capas en el espacio de color HSV. Se decide trabajar con los colores de la imagen píxel a píxel ya que al ser imágenes tomadas a distancia la definición de la imagen no da oportunidad de análisis más complejos como análisis por textura, por otra parte el análisis estadístico grupal requiere de unidades extra de procesamiento para crearlos, lo que haría necesario mayor tiempo y poder de procesamiento.

3.5.3. U-Net

En el segundo método se propuso realizar la clasificación con una U-Net. Esta red fue implementada por primera vez por Ronneberger[12] para clasificar imágenes biomédicas. A partir de este trabajo se han agregado nuevas aplicaciones para esta red como en el trabajo realizado por Fanli Liu[13] donde se utiliza una U-Net para la detección de nubes en imágenes multiespectrales tomadas con satélite. En el trabajo de J. Wu[14] se utiliza una U-Net modificada para extraer la morfología de ríos analizando imágenes de alta resolución.

Es una red neuronal sencilla y muy eficiente, entre sus ventajas encontramos su rápida ejecución, entrenamiento y manejo, para su entrenamiento no es necesaria una gran cantidad de imágenes para obtener buenos resultados. Estas ventajas la hacen muy deseable para sistemas de bajo costo en donde se planea implementar estos sistemas.

La U-Net se divide en dos fases, la de codificación y la de decodificación. El proceso de codificación es un sistema que disminuye la dimensión de la imagen creando mapas de características más significativas de la imagen, esto se logra mediante dos operaciones: la convolución y el agrupamiento. “MAX pooling” La fase de decodificación se encarga de aumentar nuevamente la dimension de la imagen con la que estamos

trabajando al mismo tiempo que se realiza una operación de convolución con los mapas de características equivalentes obtenidas en la fase de codificación.

Por último se binariza el resultado de la red definiendo un umbral a partir del cual nuestros píxeles son detectados correctamente, obteniendo finalmente nuestras máscaras clasificadas.

La red neuronal U-Net diseñada para este trabajo consta de 6 niveles de codificación y 6 niveles de decodificación. Las imágenes con las que se alimenta son el resultado de nuestra máscara de preprocesamiento aplicada a la imagen RGB original, las imágenes se ajustan dimensionalmente para poder alimentar nuestro sistema con imágenes cuadradas de 512 píxeles. Como optimizador de la red se utilizó el método de gradiente estocástico “Adam”. El sistema fue implementado utilizando la biblioteca de “Tensor Flow”

El sistema fue diseñado para que la codificación y la decodificación pudiera clasificar correctamente diferentes tamaños de manchas, si el número de niveles de nuestra red no es lo suficientemente alto muchos objetos pequeños se pierden en el procesamiento. El mismo efecto tiene el tamaño de entrada de nuestro sistema, si es muy pequeño los pequeños detalles se pierden en el proceso de decodificación; por otro lado si la imagen de entrada es muy grande la codificación del sistema no alcanza el tamaño necesario para poder identificar correctamente manchas pequeñas. En nuestro caso se encontró el equilibrio con 6 niveles de codificación y decodificación y un tamaño de 512 píxeles.

El proceso de nuestro entrenamiento se puede observar en la Figura 3.6. Se puede observar que la estabilidad se alcanza alrededor de la época 40. Nuestro sistema se enfoca en la clasificación de una sola clase (sargazo), pero se puede entrenar el sistema para otras clases como embarcaciones para trabajos posteriores.

Se dedicó un 20% de las imágenes clasificadas manualmente como grupo de validación dejando el 80% para el entrenamiento.

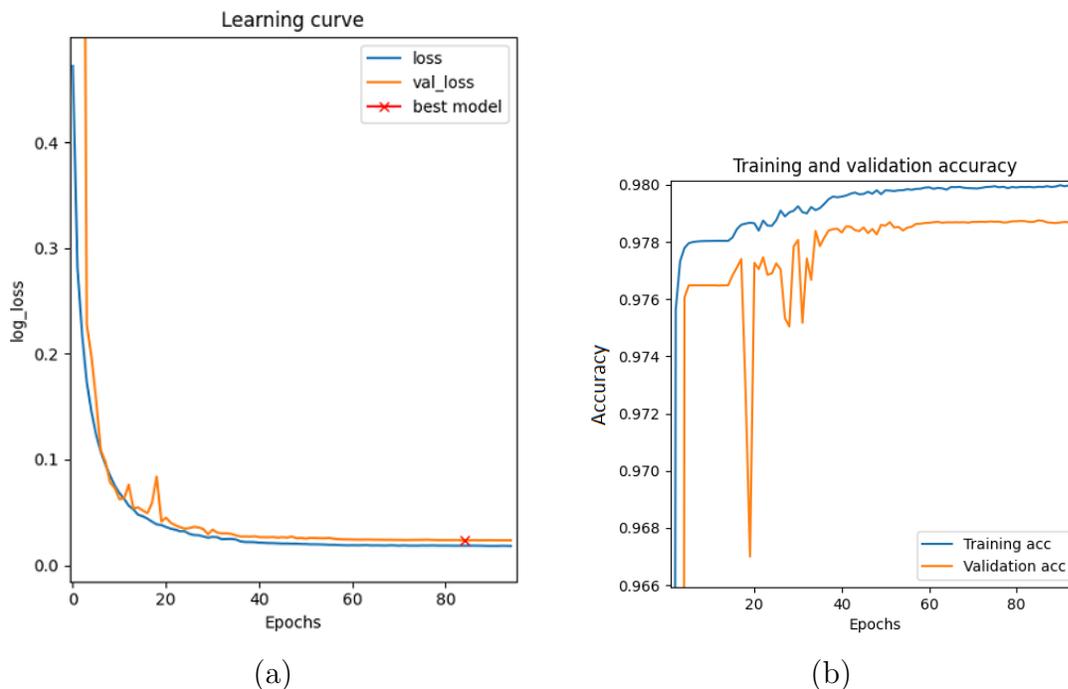


Figura 3.6: (a) Curva de aprendizaje de la red neuronal, (b) Curva de precisión de la red neuronal.

3.6. Segmentación

Se realizó una segmentación de las manchas para poder identificar los límites dimensionales de cada una de las manchas de sargazo dentro de la imagen.

Utilizando un algoritmo de agrupación de componentes conectados presentado en el trabajo de Bolelli[15], el cual introduce análisis de bloques para mejorar la eficiencia nominal del primer algoritmo introducido por Rosenfeld[16].

La agrupación por componentes conectados inicial de Rosenfeld es un algoritmo que transforma una imagen binarizada a una imagen equivalente donde todos los píxeles de un mismo componente conectado son agrupados. Para realizar esto se proponen una serie de pasos los cuales consisten en recorrer la imagen con una máscara, comparando el valor del píxel que se está analizando con sus vecinos superior e izquierdo para conectividad valor 4, o superior-izquierdo, superior, superior-derecho e izquierdo para conectividad valor 8. La principal diferencia entre estos dos radica en que la conectividad valor 8 toma en cuenta la relación entre píxeles vecinos ubicados horizontal, vertical y diagonalmente, mientras que la conectividad de 4 puntos solo toma en cuenta la relación entre píxeles vecinos vertical y horizontal.

La Tabla 3.1 representa la máscara que va a recorrer la imagen para analizar los píxeles conectados, siendo x el píxel actual y " p, q, r, s " los píxeles circundantes. La máscara completa representa conectividad valor 8. Si se toma en cuenta únicamente los píxeles circundantes " q, s " la conectividad sería valor 4.

p	q	r
s	x	

Tabla 3.1: Máscara de asignación de elementos para analizar conectividad de Rosenfeld[16].

A partir de esta máscara analizamos las agrupaciones de píxeles en la imagen y dependiendo de los valores que contengan concluimos si pertenecen a un mismo grupo o no, para realizar este análisis se hace uso de la tabla de decisiones de operaciones OR 3.2 basada en el algoritmo de Rosenfeld[16] ilustrada en el trabajo de Bolelli[15] presentada a continuación:

x	p	q	r	s	Siguiete	Nuevo grupo	Asignar				Unir	
							x=p	x=q	x=r	x=s	x=p+r	x=r+s
0	-	-	-	-	1							
1	0	0	0	0		1						
1	1	0	0	0			1					
1	0	1	0	0				1				
1	0	0	1	0					1			
1	0	0	0	1						1		
1	1	1	0	0			1	1				
1	1	0	1	0							1	
1	1	0	0	1			1			1		
1	0	1	1	0				1	1			
1	0	1	0	1				1		1		
1	0	0	1	1								1
1	1	1	1	0			1	1	1			
1	1	1	0	1			1	1		1		
1	1	0	1	1							1	1
1	0	1	1	1				1	1	1		
1	1	1	1	1			1	1	1	1		

Tabla 3.2: Regla de decisiones basada en operación OR para la máscara de Rosenfeld mostrada. Tomada de Bolelli[15]

De la Tabla 3.2 observamos 4 casos primordiales:

1. Si el píxel central que se está analizando es igual a cero nos encontramos dentro de un objeto que no fue clasificado como sargazo por lo tanto movemos la máscara un lugar. Figura 3.7(a)
2. En caso de que algún valor de la máscara “ p , q , r , s ” sea igual al valor del píxel

central x se puede concluir que pertenecen al mismo grupo ya que existe una conexión directa.

3. Si ninguno de los valores de la máscara “ p , q , r , s ” es igual al valor central x concluimos que se esta creando un nuevo grupo separado de otros.
4. Si los elementos diagonales “ $p-r$ ” ó “ $r-s$ ” son iguales al valor central, concluimos que los grupos a los que pertenecen están conectados diagonalmente mediante nuestro píxel central “ x ” por lo tanto se procede a unir estos grupos.

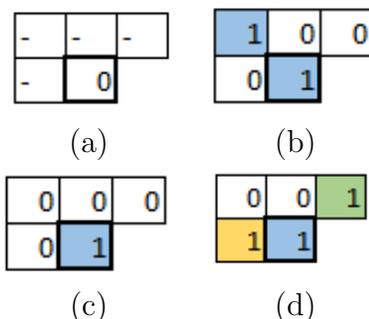


Figura 3.7: (a) Píxel de fondo, (b) unión por contacto directo, (c) grupo nuevo, (d) unión de grupos

Esta es la versión original de Rosenfeld, posteriormente Bolelli[15] toma la máscara expandida de Grana[17] y la máscara minimizada de he[18] para crear árboles de decisión y posteriormente a partir de estos crear gráficos acíclicos dirigidos optimizados, de tal manera que no existan redundancias en el sistema. El desarrollo de estos nuevos algoritmos disminuyó el tiempo de procesamiento necesario para obtener los resultados, pudiendo trabajar con imágenes en tiempo real.

Este algoritmo implementado dentro de la librería de OpenCV es aplicado a la máscara binarizada obtenida de la clasificación en donde las manchas están identificadas con un valor positivo y el espacio entre ellas esta clasificado como ceros. El resultado de nuestra segmentación es una nueva imagen con grupos ordenados de píxeles, los cuales representan diferentes manchas de sargazo con identificación única.

3.7. Seguimiento

Una vez obtenidas las manchas del sargazo, se realiza una comparación ponderada de tamaño, forma y ubicación de una mancha en una imagen anterior y cada una de las manchas en la imagen siguiente, para así poder realizar una identificación de la misma mancha a través del tiempo.

Nuestro parámetro T representa el tamaño de la mancha en la imagen, resulta el parámetro mas sencillo de obtener ya que solo hace falta contar el número de píxeles que compone a la mancha. Para calcular F el cual es el parámetro que representa la forma de la mancha se propone comparar la distancia espacial que ocupa en la imagen

como se puede observar en la Figura 3.8, para esto se resta la posición mínima y la posición máxima de la mancha en el eje vertical M_v y horizontal M_h para así obtener un vector F que nos ayuda a representar la geometría característica de esa mancha.

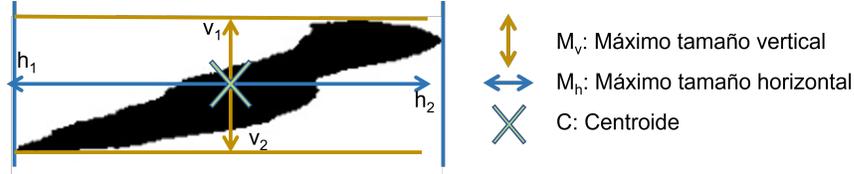


Figura 3.8

$$M_v = v_2 - v_1 \quad (3.1)$$

$$M_h = h_2 - h_1 \quad (3.2)$$

$$F = (M_v, M_h) \quad (3.3)$$

Por último se calcula el centroide C de la mancha en la imagen, para esto se encuentra la mitad de las distancias vertical y horizontal, la coordenada del punto donde se encuentre esta medición es asignada como el punto central de la mancha.

Para el parámetro de distancia se tiene que tomar en cuenta que las manchas van a estar en movimiento, por lo tanto hay que realizar un ajuste de este movimiento para que una mancha que se movió al lugar anterior de otra mancha no provoque una confusión en nuestro sistema, esto se logra agregando un escalar K el cual sea restado con el resultado de la resta de los centroides de esta forma si existe un movimiento el valor total va a ser menor que la medición que se realice en el mismo punto.

$$D = K - |C_a - C_p| \quad (3.4)$$

Donde C_a es la imagen a analizar y C_p es la imagen anterior.

Una vez que obtenemos todos nuestros parámetros realizamos una suma con la magnitud de los vectores y asignando un peso $W_{\#}$ diferente a cada uno, se puede ajustar un poco el sistema para modificarlo a los diferentes escenarios a los cuales nos enfrentamos, como diferentes ángulos y distancias de muestreo.

Como se puede observar en la ecuación 3.5, el resultado de la comparación ponderada de estas tres características da como resultado un escalar el cual representa el grado de similitud entre las manchas analizadas. Se considera que es la misma mancha a la pareja de manchas en imágenes consecutivas cuyo valor R calculado sea el mínimo sin llegar a ser cero.

$$R = |T_a - T_p|W_1 + \|F_a - F_p\|W_2 + \|D\|W_3 \quad (3.5)$$

Al identificar y al tener los centros de una misma mancha a través de un número deseado de imágenes consecutivas, generamos una imagen, Figura 3.9, que contiene la trayectoria de las manchas en las imágenes estudiadas. A partir de estos puntos se puede realizar un análisis estadístico para evaluar el ángulo y velocidad de las manchas al también conocer la diferencia temporal con las cuales fueron tomadas las imágenes.



Figura 3.9: Imagen en donde se pueden observar los centros de una mancha a través del tiempo.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Preprocesamiento

Como resultado del preprocesamiento obtenemos los objetos en movimiento de nuestras imágenes.

Se optimizó todo nuestro proceso eliminando los píxeles fuera de nuestro interés como lo son los correspondientes a la arena en la playa y los píxeles de las nubes y el cielo, esto nos ayuda a ahorrar tiempo ya que disminuimos la dimensión y elementos en nuestra imagen, ya que nuestra imagen es estática a través del tiempo realizamos esta tarea mediante una máscara constante, Figura : 4.1 (b).

Posteriormente se realizó el promedio de imágenes en un intervalo de tiempo, en nuestro caso se promedian 40 minutos, este número dependerá de la características propias de la ubicación de la cámara y movimiento de sargazo.

En esta imagen promedio se observa en las imágenes el efecto de la marea marrón la cual es un fenómeno estático en la ventana de tiempo que estamos analizando desaparece, este efecto puede ser confundido fácilmente con las manchas de sargazo, debido a que en la imagen son representadas como áreas con el mismo color y algunas veces la misma forma, estas manchas marrones son el resultado de la descomposición del sargazo en pequeñas partículas.

Otro elemento que separamos en la imagen promedio son los pastos marinos los cuales al estar ubicados en el fondo marino se pueden observar como manchas oscuras, que fácilmente se confunden y son catalogadas erróneamente como sargazo debido a su color y forma.

El proceso final de erosión y de dilatación a la imagen elimina el pequeño ruido que pudiera resultar de los procesos anteriores y termina por unificar los píxeles intermedios que en manchas grandes a veces se pierden en nuestro proceso.

El resultado de la resta de la imagen que estamos estudiando y la imagen de fondo (promedio) que creamos son todos los píxeles que no se han mantenido constante por lo tanto intuimos que pertenecen a un objeto en movimiento.

En la Figura 4.1 se puede observar un ejemplo de cada una de las etapas y resultados del preprocesamiento.

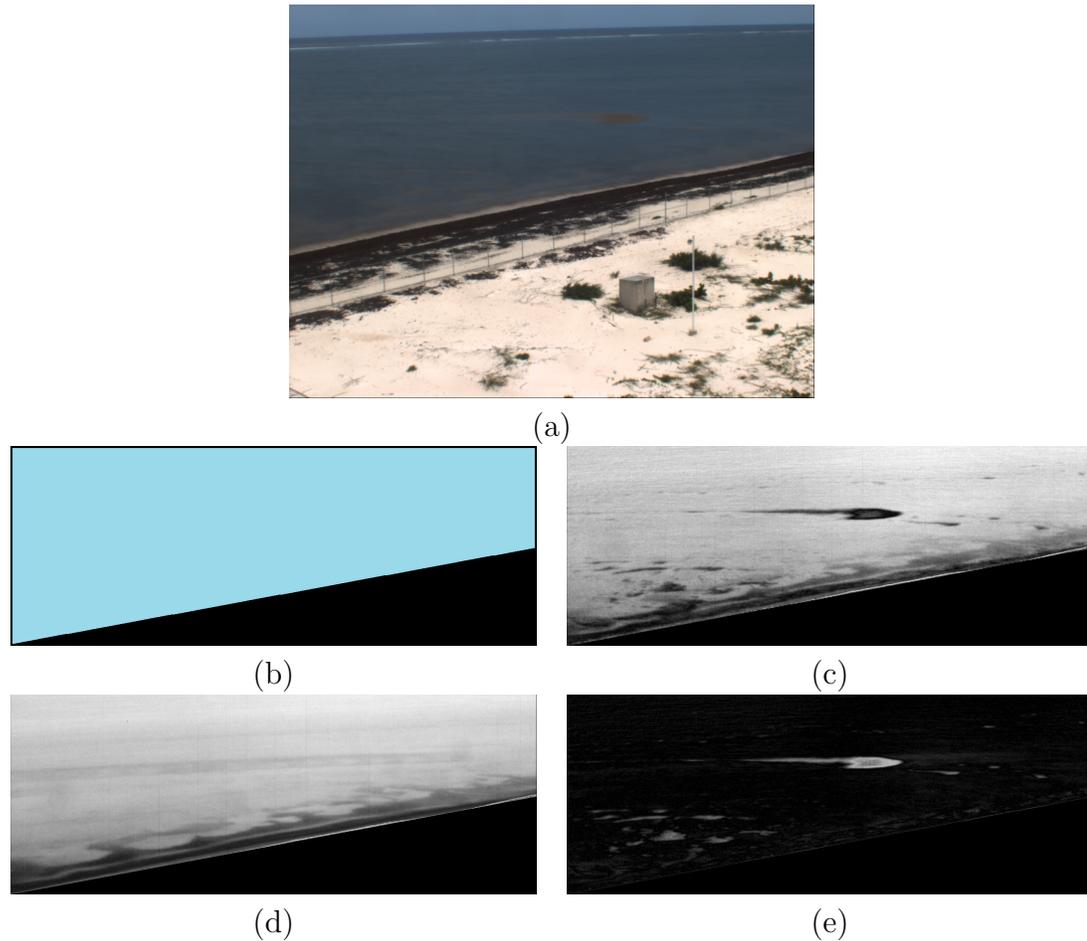


Figura 4.1: (a) Imagen original de tamaño completo 1280x960 píxeles, (b) Mascara definida para eliminar playa y cielo tamaño reducido de 1280x485 píxeles, el color negro representa lo que va a ser eliminado mientras que la parte azul es la que conservamos, (c) Capa de saturación en escala de grises de la imagen original multiplicada por la máscara, (d) Promedio de imágenes para obtener el fondo, (e) Resultado de la resta de (c) y (d) para obtener el movimiento en la imagen.

4.2. Clasificación

Las imágenes obtenidas en el proceso anterior son ajustadas y alimentadas a nuestros diferentes algoritmos de clasificación.

Los algoritmos de K-Means y Random Forest son alimentados con los píxeles

de la imagen directa producto de aplicar la máscara obtenida en el paso anterior a la imagen original, la clasificación con los algoritmos clásicos se hace píxel por píxel utilizando como parámetro sus capas de color.

La U-Net es alimentada por imágenes resultado de aplicar la máscara de pre-procesamiento sobre la imagen a analizar, es necesario realizar un proceso adicional el cual consiste en dimensionar las imágenes a 512x512 píxeles. Al obtener las imágenes clasificadas por la U-net se realiza el proceso inverso retornando la imagen a su tamaño original de 1280x485 píxeles.

Para comparar los algoritmos de clasificación se decidió realizar una comparación píxel a píxel de la imagen clasificada a mano y la imagen que resulta de la clasificación, sin tomar en cuenta los píxeles en la imagen que hemos determinado que son parte del fondo.

Como se puede observar en la Tabla 4.1 entre los algoritmos que se pusieron a prueba se puede observar que el de mejor resultado fue la U-Net seguida por el algoritmo de Random Forest y por último el algoritmo de K-means. Para los cálculos se utilizaron las fórmulas:

$$Presición = \frac{PV}{PV + FP} \quad (4.1)$$

$$Sensibilidad = \frac{PV}{PV + FN} \quad (4.2)$$

Siendo:

PV: Positivos verdaderos

FP: Falsos positivos

FN: Falsos negativos

Clasificador	Precisión	Sensibilidad
K-Means	80 %	75 %
Random Forest	94 %	80 %
U-Net	98 %	87 %

Tabla 4.1: Precisión obtenida de los algoritmos de clasificación.

A manera de ejemplo se puede observar algunas diferencias en la Figura 4.2, se escogió una imagen con una embarcación en la mitad de la imagen, el proceso de K-means y Random Forest al ser una clasificación sencilla píxel a píxel no logra eliminar toda la espuma y ruido generado por la embarcación, resultando necesario aplicar procesos adicionales para mejorar los resultados. Observamos que, también, fueron eliminadas algunas manchas de sargazo. Por otro lado la U-net realizó un mejor trabajo eliminando la embarcación y conservando la mayoría de las manchas de sargazo.

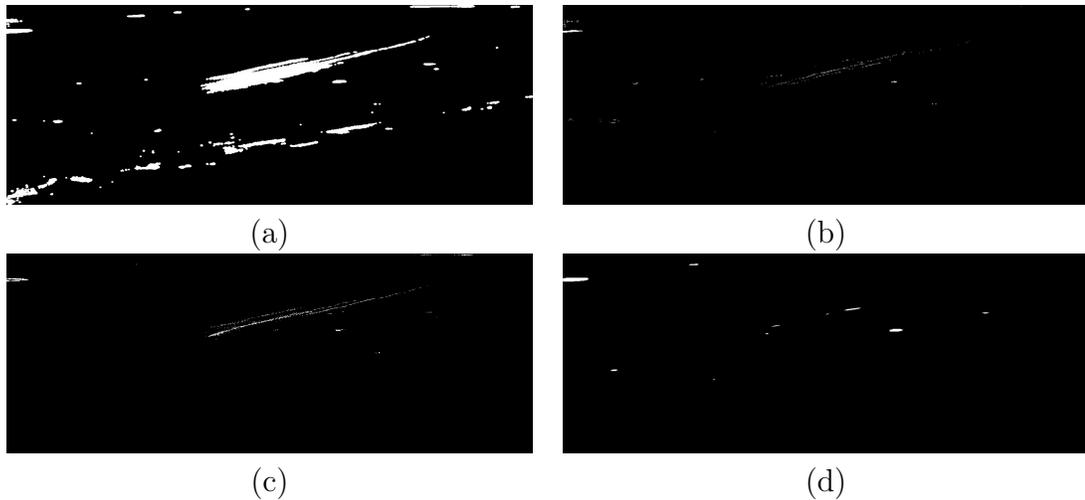


Figura 4.2: (a) Resultado del preprocesamiento, (b) resultado del algoritmo de K-Means, (c) Resultado del algoritmo de Random Forest, (d) Resultado de la U-Net

En la Figura 4.2 (a) observamos el efecto de las gotas de lluvia sobre la lente, el algoritmo de K-means tuvo gran dificultad a la hora de diferenciar la gota de lluvia la cual por efectos ópticos reflejaba el color del sargazo, Random Forest hace un mejor trabajo a la hora de eliminar los diferentes efectos de la gota pero mantiene la forma principal de la gota y crea ruido, por último la red neuronal es la que mejor se desempeña en este ejemplo eliminando los efectos de cambios de luz en el agua y de la gota en el lente mientras conserva lo mejor posible las manchas de sargazo que se encontraban en el mar.

Un producto directo que se puede obtener en este proceso es la cobertura total de sargazo en la imagen, la cual puede ser útil a los elementos de toma de decisiones administrativas en el caso de que se desee realizar algún proceso de recolección o si se quiere realizar un estudio estadístico de la incidencia de sargazo que se detectó con la cámara en un periodo de tiempo dado. Para lograr esto se realiza la ortonormalización mediante el algoritmo de “ULISES” del sistema “SIRENA” aplicado a las máscaras clasificadas binarizadas Figura 4.3 para posteriormente realiza un conteo directo de los píxeles en las imágenes clasificadas.



Figura 4.3: (a) Imagen original, (b) Imagen clasificada binarizada y ortonormalizada.

4.3. Segmentación

El principal objetivo de este proceso es el poder ordenar cada una de las manchas por entes individuales permitiendo realizar cálculos estadísticos de las manchas, al mismo tiempo ubicar espacialmente cada una de las manchas con precisión en una imagen dada.

Para esto trabajamos con las imágenes resultantes de la clasificación y orto-normalización. Mediante el algoritmo de agrupamiento por componentes conectados descrito anteriormente se identifica cada una de las manchas por separado asignando un identificador único por imagen.

El resultado de este proceso se puede observar en la Figura : 4.4. La imagen A es nuestra máscara obtenida en la clasificación, en la imagen B se observan los grupos de píxeles diferenciados por intensidad de color. Este agrupamiento nos permite diferenciar cada mancha obteniendo sus dimensiones espaciales y ubicación en la imagen, para así poder comparar cada una de las manchas y encadenar la misma mancha a través del tiempo.

Durante este proceso analizamos las manchas en cada imagen para realizar análisis estadísticos sobre las diferencias dimensionales a través del tiempo.

En la Figura 4.5 se puede observar los datos estadísticos de algunas imágenes analizadas, en este caso se presentan el área en metros cuadrados de parches de sargazo detectadas en un intervalo de tiempo dado.

Esta información representa la variabilidad en la presencia de sargazo durante un periodo de tiempo en este caso un día. El análisis de estos datos se puede conjuntar con otros datos medidos en campo como puede ser la orientación de la corriente y el viento durante los eventos de gran afluencia de sargazo para poder aportar información importante sobre las condiciones que propician el acercamiento de sargazo a la costa.



(a)



(b)

Figura 4.4: (a) Imagen resultado de nuestro proceso de clasificación, (b) Manchas ordenadas por grupos y diferenciadas por tonalidad de color.

Para obtener mejores resultados gráficos se realiza un promedio móvil en los datos obtenidos para así disminuir la mayor cantidad posible de falsos negativos y falsos positivos, representando un comportamiento más estable en su movimiento. Utilizando la información obtenida en este promedio móvil podemos hacer estudios estadísticos más completos sobre la cantidad arribada en playa, o proporcionar en tiempo real esta información a los gobiernos locales para tomar medidas adecuadas sobre acciones de remoción de la macroalga.

Por último se puede asignar un centroide a cada una de las manchas realizando el procedimiento del cálculo geométrico del centroide de la mancha explicado con anterioridad, proporcionando información importante para el siguiente proceso.

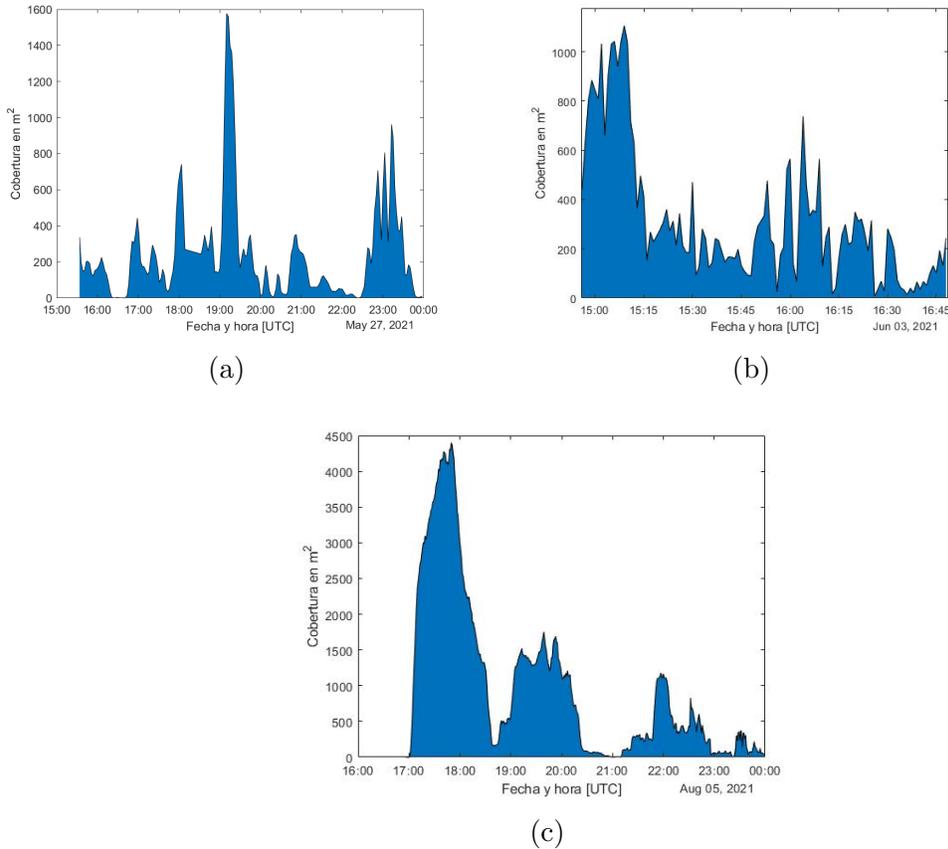


Figura 4.5

Cobertura total de manchas de sargazo captados por el sistema en días específicos a) 27 de mayo, b) 3 de Junio c) 5 de Agosto

4.4. Seguimiento de las manchas

El trayecto resulta particularmente útil para poder anticipar la llegada del sargazo a la costa, además de aportar información importante para el análisis del comportamiento de las manchas en la superficie del agua y su circulación dentro de la laguna arrecifal debido a la circulación en la laguna arrecifal.

Para realizar este análisis se lleva a cabo el proceso descrito anteriormente en la sección de seguimiento, alimentando nuestro sistema con las máscaras binarizadas resultado de nuestro proceso de segmentación.

Calculando el centroide de una misma mancha dentro de un tiempo dado obtenemos su trayecto, como se puede observar en la Figura : 4.6.

Cada uno de los puntos azules representan el centroide de una misma mancha de sargazo a través de diferentes imágenes tomadas con un minuto de diferencia entre cada una. Se puede observar las manchas de sargazo representadas de color negro en su forma final antes de salir de la imagen o de arribar en la costa. Analizando estas imágenes se

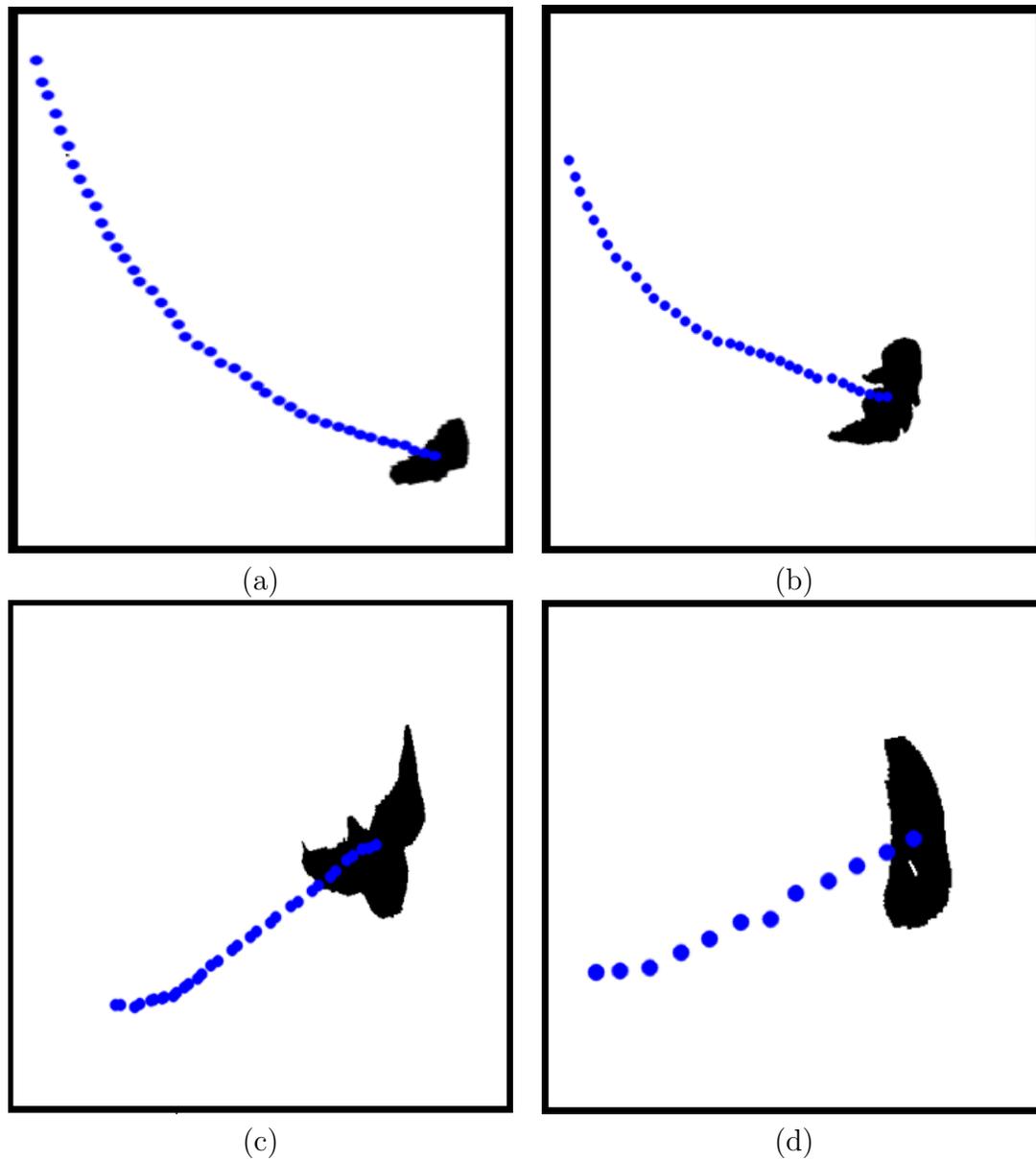


Figura 4.6: Diferentes manchas de sargazo en eventos separados.

pueden obtener datos interesantes para el estudio como su velocidad y aceleración así como la dirección que están siguiendo. Pudiendo en trabajos futuros relacionar estas mediciones con variables físicas presentes en el ambiente como la velocidad y dirección del viento y la corriente.

Al obtenerse las imágenes en ángulo el tamaño de las manchas es inversamente proporcional a la distancia que se encuentre, entre mayor sea la distancia la mancha se observará de menor tamaño. El tamaño de la mancha puede representar un problema ya que existe un tamaño mínimo necesario para que la mancha ocupe el espacio de un píxel en la imagen y este tamaño depende de la distancia a la que se encuentre, por

lo que las manchas de mayor tamaño son captadas a una mayor distancia y es posible realizar un mejor seguimiento de la misma.

4.5. Análisis de resultados y comparación

El algoritmo propuesto en este trabajo se enfoca en las zonas cerca de la costa donde no es posible analizar las imágenes satélite, aportando estadística complementaria para los análisis de imágenes de satélite para en un futuro aproximar el porcentaje de sargazo que realmente llega a arribar a la costa una vez que es detectado. Durante una ocurrencia masiva de sargazo se propone realizar el seguimiento de las manchas vía satélite, para posteriormente a través de una red de cámaras y el proceso desarrollado en esta tesis, realizar el seguimiento de las manchas de sargazo próximas a arribar a costa o a barreras de sargazo.

A diferencia de algunos de los sistemas para análisis de imagen satelital, para el sistema del presente trabajo no son necesarias imágenes multiespectrales y aunque depende de condiciones propicias como buena iluminación, su correcto funcionamiento no está limitado por las condiciones meteorológicas de nubosidad presentes, la cual es la principal condicionante de las imágenes satelitales en especial en zonas tan activas como el mar Caribe donde la presencia de tormentas es muy común.

En el trabajo de Valentini[10], de Rutten[9] y de Montoya[8] se realiza un trabajo de clasificación de las playas en imágenes estáticas enfocando sus esfuerzos en la identificación del sargazo una vez que ha llegado a la costa. Nuestro sistema es capaz de analizar el movimiento del sargazo antes de la llegada a la costa aportando mayor información sobre su flujo en la laguna arrecifal, complementando la información de los estudios de los trabajos anteriores, ya que ampliando el trabajo presentado se puede estudiar si el sargazo realiza algún tipo de recirculación y reubicación dentro de la laguna arrecifal, debido a diferentes procesos costeros o fenómenos meteorológicos como eventos de tormenta o incluso huracán.

Capítulo 5

Conclusiones

En el presente trabajo se observa como un preprocesamiento de imágenes puede ayudar a focalizar los resultados de un algoritmo de inteligencia artificial, al reducir la cantidad de información que tiene que asimilar para realizar correctamente su trabajo, disminuyendo a su vez la cantidad de imágenes necesarias para su entrenamiento.

Es necesario realizar un preprocesamiento a las imágenes debido a las características de color y forma de los pastos marinos y arenales cerca de la costa dificultan la tarea de identificación de manchas flotantes de sargazo, siendo necesario separar estos parches en movimiento para posteriormente realizar la clasificación de los mismos. Aprovechando de esta forma los fenómenos dinámicos del objeto de estudio se puede disminuir la cantidad y complejidad de procesamiento necesaria para lograr los objetivos propuestos.

Se pudo observar que debido a la naturaleza de las imágenes y a la cantidad de imágenes para realizar los entrenamientos el algoritmo de inteligencia artificial realizó un mejor trabajo en la clasificación de las manchas de sargazo, esto puede ser debido a que la inteligencia artificial pudo relacionar de una manera mas eficiente las manchas al realizar procesos con bloques de la imagen, en comparación con los algoritmos clásicos que trabajan únicamente con las características propias de cada uno de los píxeles. Esto propicia a la red neuronal que presenta resultados menos ruidosos y con mayor cantidad de aciertos, conservando las manchas incluso más pequeñas.

La temporalidad de las imágenes aporta información importante para el posterior análisis del movimiento y ubicación de las manchas, siendo capaz el sistema de identificar y realizar un seguimiento personalizado a través del tiempo de las manchas que se presentaban comparando tamaño, forma y cercanía de cada una de las manchas en cada imagen, pudiendo realizar el seguimiento de una misma mancha a través de todo un evento.

Es importante mencionar que el sistema es una comprobación de los métodos a utilizar, para procesos aplicados en la industria resulta necesario una serie de tiempo

de imágenes más larga para realizar un entrenamiento mas extensivo de la inteligencia artificial, debido a la variabilidad que puede presentarse por las diferencias en la geografía del lugar, al ángulo, calidad de imagen, localización y características del sistema de cámaras que se utilice.

5.1. Aplicación del sistema y trabajo futuro

La naturaleza modular del sistema permite ser implementado en diferentes zonas afectadas por el sargazo, aportando información importante para los grupos de recolección de sargazo en la playa. Lo único que se debe cuidar es la altura y ángulo de la imagen, entre más alto se encuentre la cámara se podrá identificar el sargazo a mayor lejanía, manteniendo al mismo tiempo una alta resolución para poder obtener suficiente información para que el sistema sea capaz de funcionar.

Se recomienda su uso con sistemas de barreras de sargazo, ya que realizando pequeñas modificaciones se puede realizar un análisis del sargazo presente en las barreras para agilizar su recolección y aumentando la eficacia de estas barreras. Se puede utilizar este trabajo para investigar una correlación de la dirección y velocidad de movimiento de las manchas de sargazo con diferentes fenómenos físicos como la velocidad y dirección del viento y oleaje, para poder complementar la información existente y en un futuro poder realizar predicciones del movimiento del sargazo teniendo estos valores.

Centralizando la información de un conjunto de cámaras, se puede crear una red de monitoreo de costa, ayudando a identificar y priorizar zonas por la cantidad de sargazo registrada, suministrando esta información a los gobiernos locales para la planificación y oportuna recolección de sargazo, evitando gran parte de los efectos negativos provocados por su descomposición en costa.

Bibliografía

- [1] B. I. van Tussenbroek, H. A. Hernández Arana, R. E. Rodríguez-Martínez, J. Espinoza-Avalos, H. M. Canizales-Flores, C. E. González-Godoy, M. G. Barba-Santos, A. Vega-Zepeda, and L. Collado-Vides, “Severe impacts of brown tides caused by *Sargassum* spp. on near-shore Caribbean seagrass communities,” *Marine Pollution Bulletin*, vol. 122, no. 1-2, pp. 272–281, 2017.
- [2] V. Chávez, A. Uribe-Martínez, E. Cuevas, R. E. Rodríguez-Martínez, B. I. van Tussenbroek, V. Francisco, M. Estévez, L. B. Celis, L. V. Monroy-Velázquez, R. Leal-Bautista, L. Álvarez-Filip, M. García-Sánchez, L. Masia, and R. Silva, “Massive influx of pelagic sargassum spp. On the coasts of the mexican caribbean 2014–2020: Challenges and opportunities,” *Water (Switzerland)*, vol. 12, no. 10, pp. 1–24, 2020.
- [3] E. Cuevas, A. Uribe-Martínez, and M. d. l. Á. Liceaga-Correa, “A satellite remote-sensing multi-index approach to discriminate pelagic *Sargassum* in the waters of the Yucatan Peninsula, Mexico,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 39, no. 11, pp. 3608–3627, 2018.
- [4] J. P. Maréchal, C. Hellio, and C. Hu, “A simple, fast, and reliable method to predict *Sargassum* washing ashore in the Lesser Antilles,” *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 5, no. May 2016, pp. 54–63, 2017.
- [5] M. Wang and C. Hu, “Automatic Extraction of *Sargassum* Features From Sentinel-2 MSI Images,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 59, no. 3, pp. 1–19, 2020.
- [6] Nguyen Thi Thu Hang, Nguyen Thai Hoa, Tong Phuoc Hoang Son, and Lam Nguyen-Ngoc, “Vegetation Biomass of *Sargassum* Meadows in An Chan Coastal Waters, Phu Yen Province, Vietnam Derived from PlanetScope Image,” *Journal of Environmental Science and Engineering B*, vol. 8, no. 3, pp. 81–92, 2019.
- [7] M. A. Nieto, B. Garau, S. Balle, G. Simarro, G. A. Zarruk, A. Ortiz, J. Tintoré, Álvarez-Ellacuría, L. Gómez-Pujol, and A. Orfila, “An open source, low cost video-based coastal monitoring system,” 2010.

- [8] L. D. Montoya Sánchez and C. M. Appendini, *Variabilidad temporal de sargazo en Puerto Morelos*. UNAM, 2021.
- [9] J. Rutten, J. Arriaga, L. D. Montoya, I. J. Mariño-Tapia, E. Escalante-Mancera, E. T. Mendoza, B. I. van Tussenbroek, and C. M. Appendini, “Beaching and Natural Removal Dynamics of Pelagic Sargassum in a Fringing-Reef Lagoon,” *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 126, no. 11, pp. 1–16, 2021.
- [10] N. Valentini and Y. Balouin, “Assessment of a smartphone-based camera system for coastal image segmentation and Sargassum monitoring,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 8, no. 1, pp. 1–21, 2020.
- [11] R. Vijayalakshmi S. and S. Muruganand, *10.2.3.1 K-Means Clustering.*, ch. 10.2.3.1, pp. 483–484. Mercury Learning and Information, 2020.
- [12] T. Ronneberger, Olaf, Fischer, Philipp, Brox and Computer, “INet: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 16591–16603, 2021.
- [13] F. Liu, M. Liu, Z. Sheng, and L. Guan, “Hy-1c cocts cloud detection using u-net,” in *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 6733–6736, 2022.
- [14] J. Wu, D. Sun, J. Wang, H. Qiu, R. Wang, and F. Liang, “Surface river extraction from remote sensing images based on improved u-net,” in *2022 IEEE 25th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, pp. 1004–1009, 2022.
- [15] F. Bolelli, S. Allegretti, L. Baraldi, and C. Grana, “Spaghetti Labeling: Directed Acyclic Graphs for Block-Based Connected Components Labeling,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, no. 1, pp. 1999–2012, 2020.
- [16] A. Rosenfeld and J. L. Pfaltz, “Sequential Operations in Digital Picture Processing,” *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 13, no. 4, pp. 471–494, 1966.
- [17] C. Grana, M. Montangero, and D. Borghesani, “Optimal decision trees for local image processing algorithms,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 16, pp. 2302–2310, 2012.
- [18] L. He, X. Zhao, Y. Chao, and K. Suzuki, “Configuration-transition-based connected-component labeling,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 2, pp. 943–951, 2014.
- [19] D. Amaya-Hurtado and J. Sandino, “Método preliminar de detección de patógenos biológicos en cultivos de fresa por medio del procesamiento digital de imágenes (Preliminary method of detection of biological pathogens in crops of Strawberry by means of digital image processing),” *Revista de Investigación Agraria y Ambiental*, vol. 6, no. 1, pp. 111–122, 2015.

- [20] D. B. Berriel, “CONDICIONES OCEANOGRÁFICAS DE ARRIBO Y DISPERSIÓN MASIVA DE SARGASSUM SPP. EN LA LAGUNA ARRECIFAL DE PUERTO MORELOS, QUINTANA ROO,” 2017.
- [21] S. D. Blostein and T. S. Huang, “Detecting small, moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 7, pp. 1611–1629, 1991.
- [22] P. Cika, M. Zikal, Z. Libis, and M. K. Dutta, “Tracking and speed estimation of selected object in video sequence,” in *2013 36th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, pp. 881–884, 2013.
- [23] C. L. Fennema and W. B. Thompson, “Velocity determination in scenes containing several moving objects,” *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 9, no. 4, pp. 301–315, 1979.
- [24] D. S. Jang, S. W. Jang, and H. I. Choi, “2D human body tracking with structural Kalman filter,” *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 10, pp. 2041–2049, 2002.
- [25] J. L. López Miranda, L. B. Celis, M. Estévez, V. Chávez, B. I. van Tussenbroek, A. Uribe-Martínez, E. Cuevas, I. Rosillo Pantoja, L. Masia, C. Cauich-Kantun, and R. Silva, “Commercial Potential of Pelagic Sargassum spp. in Mexico,” *Frontiers in Marine Science*, vol. 8, no. November, 2021.
- [26] L. V. Monroy-Velázquez, R. E. Rodríguez-Martínez, B. I. van Tussenbroek, T. Aguiar, V. Solís-Weiss, and P. Briones-Fourzán, “Motile macrofauna associated with pelagic Sargassum in a Mexican reef lagoon,” *Journal of Environmental Management*, vol. 252, no. October, 2019.
- [27] L. Montoya and R. Jantien, “SARGASSUM EVENTS AT PUERTO MORELOS,” 2020.
- [28] A. Ody, T. Thibaut, L. Berline, T. Changeux, J. M. André, C. Chevalier, A. Blanfuné, J. Blanchot, S. Ruitton, V. StigerPouvreau, S. Connan, J. Grelet, D. Aurelle, M. Guéné, H. Bataille, C. Bachelier, D. Guillemain, N. Schmidt, V. Fauvelle, S. Guasco, and F. Ménard, “From in Situ to satellite observations of pelagic Sargassum distribution and aggregation in the Tropical North Atlantic Ocean,” *PLoS ONE*, vol. 14, no. 9, pp. 1–30, 2019.
- [29] B. G. Schunck, “The image flow constraint equation,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 35, no. 1, pp. 20–46, 1986.
- [30] L. Y. Toro Suarez, *Sea Ice Image Processing with MATLAB*. 2018.
- [31] N. Velázquez-lópez, Y. Sasaki, and K. Nakano, “Detección De Cenicilla En Rosa Usando Procesamiento De Imágenes Por Computadora,” *Revista Chapingo Serie Horticultura*, vol. 17, no. 2, pp. 151–160, 2011.

- [32] S. K. Weng, C. M. Kuo, and S. K. Tu, “Video object tracking using adaptive Kalman filter,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 17, no. 6, pp. 1190–1208, 2006.
- [33] Q. Zhang and R. Skjetne, “Image processing for identification of sea-ice floes and the floe size distributions,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, pp. 2913–2924, may 2015.