**Detección de coral vivo y muerto**

**Selección de las imágenes**

Tanto la elección de las imágenes como el etiquetado de estas se llevó a cabo por parte de expertos del **IEO de Santander**, se trató de seleccionar imágenes que tuviesen gran proliferación de las especies seleccionadas y además gran variedad tanto de distancia al objetivo como de brillo, tratando así de mejorar la generalización del modelo. Sin embargo, en la actualidad el coral vivo es mucho más escaso que el muerto, por lo que fue imposible equiparar la superficie muerta y la viva para un mejor entrenamiento.

**Arquitectura**

Hemos utilizado un modelo de segmentación semántica para la detección de coral vivo y coral muerto. Consiste en dibujar el contorno de cada una de las clases con un color predeterminado.

Consiste en un algoritmo de segmentación semántica como **UNET** trabajando sobre una arquitectura **Resnet-50**. Para lograr el objetivo se ha utilizado una metodología ***transfer learning*** o ***fine tuning***, consiste en sobreentrenar unos pesos que fueron entrenados sobre un dataset muy grande (en este caso **Imagenet**) para más tarde entrenar sobre el dataset propio. Esta metodología ayuda a generalizar mejor para las nuevas clases como es este caso y además reduce considerablemente el tiempo de entreno.

**Especies**

En primer lugar, se trabajó únicamente con la diferenciación coral vivo, coral muerto. Más adelante se añadió varias especies nuevas como **leiopathes** o los **ceriantus**.

![Tabla

Descripción generada automáticamente]()

**Etiquetado**

El etiquetado de las imágenes de entrenamiento se ha llevado a cabo con la herramienta **Supervisely**, una potente herramienta de etiquetado online. En este caso al tratarse de un modelo de segmentación semántica se trata de abarcar el área de cada una de las especies a localizar. Un ejemplo de etiquetado es el siguiente:

![Mapa

Descripción generada automáticamente]()

**Entrenamiento**

Se etiquetaron **34 imágenes** de alta resolución (5456x3632). La duración aproximada del entrenamiento fue 5 horas.

Los pesos resultantes del entrenamiento se han utilizado para inferir tanto en vídeo como imágenes sobre diferentes transectos compuestos por cientos de imágenes.

**Métricas imágenes alta resolución**

Las métricas fueron validadas frente un nuevo set compuesto de 11 imágenes. La precisión general es una media ponderada teniendo en cuenta el peso en número de píxeles de cada clase (teniendo en cuenta la clase unclassified, la más numerosa).

![Tabla

Descripción generada automáticamente]()

La precisión media general para las tres especies en todo el set de validación fue 89,43%.

**Inferencia imágenes de alta resolución**

Algunos ejemplos de inferencia son los siguientes:

Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

Imagen que contiene decorado, tabla, alimentos

Descripción generada automáticamente

Imagen que contiene Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

El color blanco representa el coral vivo mientras que el coral muerto se representa en rojo.

**Métricas frames de vídeo**

**![Imagen de la pantalla de un celular con letras

Descripción generada automáticamente]()**

**Inferencia sobre frames de vídeo**

Mapa

Descripción generada automáticamente

Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

Mapa

Descripción generada automáticamente con confianza media

Patrón de fondo

Descripción generada automáticamente

Imagen que contiene edificio, natación, pájaro, verde

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene monitor, tabla, viejo, refrigerador

Descripción generada automáticamente

Imagen que contiene exterior, verde, pájaro, pequeño

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene viejo, tabla, monitor, calle

Descripción generada automáticamente