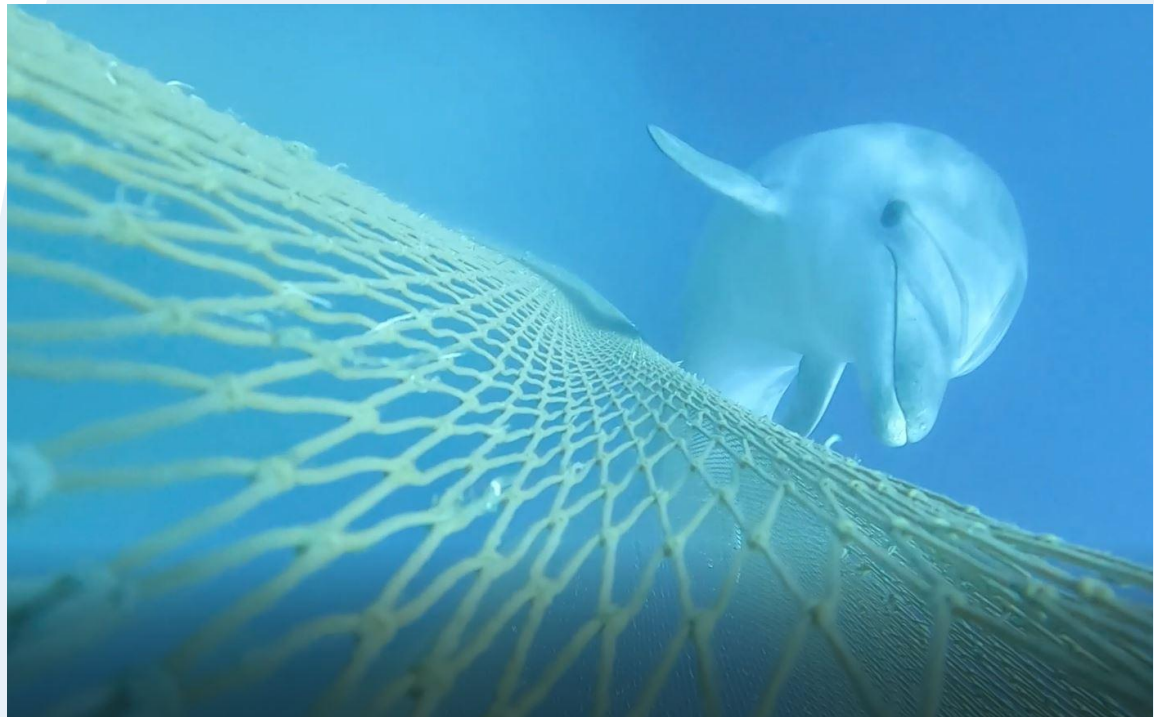


PROYECTO COSTtERA 2: Interacción pesquera y comportamiento del delfín mular en redes de arrastre de Cataluña



INFORME FINAL COSTtERA-2

*Fuentes de verificación: FV5.1 Informe Final
Marzo 2026*



C/ d'Ortigosa, 14, 1r 3a
08003, Barcelona
Telèfon: 932 135 849
info@submon.org - www.submon.org



RESPONSABLES DEL INFORME:

Carla A. Chicote / Natàlia Amigó

EQUIPO TÉCNICO DE TOMA DE DATOS: Daniel San Román, Mireia Corbera, Irene Álvarez de Quevedo, Natàlia Amigó y Carla A. Chicote.

Imágenes que aparecen en el informe: SUBMON

CITA: SUBMON. (2026). PROYECTO COSTtERA-2: Interacción pesquera y comportamiento del delfín mular en redes de arrastre de Cataluña. Informe final. Programa Pleamar.

Este proyecto se desarrolla con la colaboración de la Fundación Biodiversidad del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, a través del Programa Pleamar, y se cofinancia por la Unión Europea por el FEMPA (Fondo Europeo Marítimo, de Pesca y de Acuicultura)

Las opiniones y documentación aportadas en esta publicación son de exclusiva responsabilidad del autor o autores de los mismos, y no reflejan necesariamente los puntos de vista de las entidades que apoyan económicamente el proyecto.



ÍNDICE

PROYECTO COSTtERA 2: Interacción pesquera y comportamiento del delfín mular en redes de arrastre de Cataluña	1
1 INTRODUCCIÓN	11
1.1 Interacciones entre delfines y la pesca	12
<i>Interacciones en el Mediterráneo y Cataluña</i>	14
<i>Comportamiento submarino</i>	16
1.2 El proyecto “COSTtERA-2”	17
2 OBJETIVOS	20
3 METODOLOGÍA	21
3.1 A1 - Elaboración y realización de encuestas sobre la interacción y captura accidental en catalunya	21
3.2 A2 - Estudio de la población de delfín mular	23
3.2.1 .. Toma de datos durante las salidas marítimas	24
3.2.2 .. Foto-identificación	28
3.2.3 .. Análisis de datos	28
3.2.4 .. Permiso de trabajo	29
3.3 A3 - Estudio del comportamiento submarino del delfín mular en redes de arrastre	29
3.3.1 .. Características de las embarcaciones de arrastre	29
3.3.2 .. Cámaras submarinas	30
3.3.3 .. Hidrófono	33
3.3.4 .. Protocolo instalación de cámaras e hidrófono	34
3.3.5 .. Configuración de las cámaras	35
3.3.6 .. Análisis de datos de los vídeos submarinos	39
3.4 A4- Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras	41
3.4.1 .. El uso de la Inteligencia Artificial (IA) en el estudio de fauna marina	41
3.4.2 .. Recopilación de datos y etiquetado	45
3.4.3 .. Selección del modelo	48
3.4.4 .. Métricas de evaluación	51
3.5 A4 - Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras	54
3.5.1 .. Secuencia de trabajo	55
3.5.2 .. Análisis previo	57
3.5.3 .. Exploración y preprocesamiento de datos acústicos	59
3.5.4 .. Detección y clasificación	61
4 RESULTADOS	65
4.1 A1 - Encuestas a pescadores del norte de Cataluña	65
4.1.1 .. Cuestionarios — flota de arrastre	66
4.1.2 .. Cuestionarios — flota de trasmallo	73
4.2 A2 - Seguimiento población delfín mular	78
4.2.1 .. Esfuerzo efectivo	78
4.2.2 .. Avistamientos	79



4.2.1 .. Distribución	80
4.2.2 .. Foto-identificación	87
4.2.3 .. Comportamiento en superficie	89
4.3 A3 - Comportamiento submarino	94
4.3.1 .. Calidad de las imágenes	94
4.3.2 .. Comportamiento submarino	95
4.3.3 .. Relación comportamiento submarino/superficie	100
4.4 A4 - Resultados de los modelos de <i>deep learning</i> para la detección de delfines en videos de cámaras submarinas	102
4.4.1 .. Modelo "dolphin_fishing_net" yolo8n.pt	102
4.4.2 .. Modelo "dolphin_augmented" Yolov8s.pt	104
4.4.3 .. Análisis comparativo de los modelos "dolphin_fishing_net" y "dolphin_augmented".	108
4.4.4 .. Modelo "Dolphin_augmented_improved"	110
4.4.5 .. Modelo "dolphin_detector"	113
4.4.6 .. Comparativa de modelos final	116
4.4.7 .. Procesado del video	117
4.5 A4 – Resultado proceso de deep learning para la detección de patrones acústicos.	122
4.5.1 .. Caracterización acústica de tipos dominantes vocalizaciones	122
4.5.2 .. Interpretación y resumen anotaciones	127
4.5.3 .. Comparación con la bibliografía	128
4.5.4 .. Identificación de patrones acústicos	129
4.6 A6- Jornadas con el sector pesquero	135
4.6.1 .. Visitas a los pescadores participantes en el proyecto.	135
4.6.2 .. Al menos una jornada de presentación de resultados preliminares. (Incluida en la acción A0 de este proyecto).	135
4.6.3 .. Al menos 2 cofradías y 8 pescadores implicados en el proyecto.	136
4.6.4 .. Al menos 5 mujeres asistiendo al taller informativo, dentro de las Jornadas.	136
5 DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	137
5.1 Acción 1: Encuestas a pescadores de pesca artesanal y de arrastre de Cataluña ..	137
5.2 Acción 2: Seguimiento y estudio del comportamiento del delfín mular en las redes de pesca de arrastre	139
5.3 Acción 3: Embarques en barcos de pesca de arrastre para la instalación de cámaras e hidrófonos en las redes para el estudio del comportamiento submarino y patrón acústico, el análisis del riesgo de captura accidental y cuantificación de la interacción en el norte de Cataluña.....	140
5.4 Acción 4: Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras	142
5.1 Acción 4: Resultado proceso de deep learning para la detección de patrones acústicos.	143
5.2 Acción 6: Jornadas con el sector pesquero	145
6 VALORACIÓN	146
7 BIBLIOGRAFIA	148

Índice de Figuras



Figura 1: Delfín mular capturando un pez atrapado en la parte central de la red durante el Proyecto COSTtERA con una cámara GoPro Hero 10, Esta imagen muestra el pez más grande capturado visto en imágenes. 14

Figura 2: Delfines mulares interactuando con diferentes barcos de arrastre en el Cabo de Creus..... 16

Figura 3: Delfines mulares siguiendo una embarcación de pesca de arrastre en el norte de Catalunya. 17

Figura 4 Dibujo esquemático de una red de arrastre.
(<https://www.tortugasmarinasespana.org/tortugas-marinas/amenazas/arrastre-de-fondo/>) ...29

Figura 5: Cámaras, carcacas, GPS, y herramientas utilizadas para la instalación del sistema para la captación de imágenes submarinas.....32

Figura 6: Hidrófono SoundTrap ST 400 (modelo STD) utilizado.34

Figura 7: DJI en la red de pesca de arrastre.34

Figura 8: Imagen de la configuración del Soundtrap400 previa al despliegue en redes de arrastre36

Figura 9: Posiciones de las diferentes cámaras instaladas en las redes de arrastre durante el proyecto COSTtERA-2.....37

Figura 10: Ejemplo de la cámaras e hidrófono instaladas sobre la red de pesca.37

Figura 11: Patrón de la embarcación e investigadora del Proyecto instalando las cámaras antes del lance.38

Figura 12. Ejemplos de prueba de clasificación de delfines. (a) El modelo entrenado identifica con precisión al delfín *Grampus griseus* basándose en la forma de su aleta caudal. (b) Identificación de *Tursiops truncatus*.(Fuente: Alhashmi et al., 2024)42

Figura 13: El sistema de detección YOLO. (1) redimensiona la imagen de entrada a 448 × 448, (2) ejecuta una única red convolucional sobre la imagen y (3) aplica un umbral a las detecciones resultantes según la confianza del modelo (Fuente: Redmon et al., 2016).44

Figura 14: Funcionamiento del proceso de detección de objetos en YOLO (Fuente: Redmon et al., 2016).....44

Figura 15: La red de detección con 24 capas convolucionales seguidas de 2 capas completamente conectadas. Las capas convolucionales de 1 × 1, intercaladas, reducen el espacio de características de las capas anteriores. Se pre-entrenan las capas convolucionales en la tarea de clasificación de ImageNet a la mitad de la resolución (imagen de entrada de 224 × 224) y luego se duplica la resolución para la detección. (Fuente: (Redmon et al., 2016).45

Figura 16: imágenes del proceso de auto-etiquetado en Roboflow, ajustando los umbrales de confianza para cada etiqueta en un set de imágenes de test.47

Figura 17: Imagen del proceso de aprobación con dos ejemplos del resultado de autoetiquetado. Izquierda: etiquetado erróneo del delfín y la red. Derecha: etiquetado correcto del delfín y la red.47

Figura 18: Diagrama de intersección sobre la unión. Caja azul: representa la Caja Real (Ground Truth), la anotación correcta del objeto en la imagen, Caja roja: representa la Caja Predicha (Predicted Box), generada por el modelo de detección. Área verde: es la intersección entre ambas cajas, que se utiliza para calcular el IoU. (Fuente: Imagen generada por ChatGPT (OpenAI, 2025))52

Figura 19: Esquema metodológico57

Figura 20 Hoja de calibración del transductor acústico.....58

Figura 21: Espectrograma original (superior) versus espectrograma una vez aplicado el proceso de denoising (inferior). Señal acústica del 28 de mayo de 2025 a las 14:0059

Figura 22: Espectrograma con reducción de ruido que hace más visible la vocalización de interés (nótese que existe un desfase de 45 minutos entre los datos con ruido y los datos con reducción de ruido, debido a que los datos se procesan en segmentos de 5 minutos; por lo



tanto, 45:35 en la figura anterior corresponde a 35 segundos en la figura actual). La entropía promedio medida es 3.3752.	60
Figura 23: Espectrograma con reducción de ruido (denoised) en el que la vocalización es más visible. La entropía promedio medida es 3.4249.	60
Figura 24: Arquitectura MobileNetV2.....	62
Figura 25: Evolución del proceso de entrenamiento y precisión de la validación	63
Figura 26: Precisión de la red neuronal implementada. Valores por clase de evento acústico. .	64
Figura 27: Equipo de SUBMON entrevistando a Pescadores de arrastre (izquierda) y trasmallo (derecha).	65
Figura 28: Puertos donde se han realizado encuestas a la flota de arrastre, según el número de pescadores entrevistados de la flota total de cada cofradía (circulo pequeño: 5 pescadores o menos; circulo grande 9 o más).	66
Figura 29: Gráfico de barras del porcentaje de pescadores de arrastre que percibe la evolución de los avistamientos de delfines mulares que disminuye, se mantiene (estable) o aumenta según la provincia a la que pertenece su cofradía.	67
Figura 30: Gráfico con el porcentaje de pescadores que han observado comportamientos de alimentación, de paso o juego.	68
Figura 31: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfín mular según las encuestas realizadas en el 2024 y 2025.	69
Figura 32: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfines según las encuestas realizadas por SUBMON en el 2021.	70
Figura 33: Percepción de las interacciones según las encuestas realizadas a la flota de arrastre.	70
Figura 34: Gráfico de las principales problemáticas del sector de la pesca de arrastre.	71
Figura 35: Cofradías donde se han reportado interacciones (estrella roja) y donde no (punto verde).	73
Figura 36: Gráfico de barras del porcentaje de pescadores de trasmallo que percibe la evolución de los avistamientos de delfines mulares que disminuye, se mantiene (estable) o aumenta según la provincia a la que pertenece su cofradía.	74
Figura 37: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfines en la pesca de trasmallo según las encuestas realizadas en el 2024 y 2025.....	75
Figura 38: Gráfico con el porcentaje de pescadores que han observado comportamientos de alimentación, de paso o juego.	75
Figura 39: Izquierda: Gráfico con la percepción de las interacciones por los Pescadores de trasmallo de Cataluña que sufren interacciones. Derecha: Daños causados por los delfines a una red de trasmallo en el sur de Cataluña. Foto: SUBMON.	76
Figura 40: Arriba: Mapa de esfuerzo realizado durante el Proyecto COSTtERA-2. Abajo: Mapa con la tasa de esfuerzo en cuadrículas de 2km x2km.	78
Figura 41: Distribución mensual del número de salidas realizadas durante la ejecución del proyecto COSTtERA-2.....	79
Figura 42: Mapa de los avistamientos de delfín mular realizados entre septiembre de 2024 y abril de 2025 en el marco del proyecto COSTtERA-2. Se resalta en rojo la línea batimétrica de los 200 m.	79
Figura 43: Distribución espacial de la abundancia relativa de delfín mular en el área de estudio, expresada como número de avistamientos por kilómetro de esfuerzo de muestreo (avistamientos/km), calculada sobre una cuadrícula de 1 x 1 km.	80
Figura 44: Distribución espacial de la abundancia relativa de delfín mular en el área de estudio, expresada como número de avistamientos por kilómetro de esfuerzo de muestreo (avistamientos/km), calculada sobre una cuadrícula de 2 x 2 km. Arriba Datos de 2017-2022. Abajo: Datos de proyecto COSTtERA-2.....	81



Figura 45 Mapa de avistamientos clasificados según el tamaño de grupo. La línea de color rojo corresponde a la batimetría de 200m.	82
Figura 46: Mapas de avistamientos de delfín mular durante las cuatro épocas de estudio en el marco del contrato <i>Servei d’Assistència Tècnica per la Diagnosi de les Poblacions de Mamífers Marins a les Aigües Costaneres de Catalunya</i> (AG-2024-814), junto con datos de esfuerzo pesquero de arrastre obtenidos de Global Fishing Watch, Inc. (www.globalfishingwatch.org). Arriba izquierda: diciembre 2024; arriba derecha: enero 2025; abajo izquierda: mayo 2025; abajo derecha: octubre 2025 (periodo de veda).	83
Figura 47 Diagramas de caja del tamaño de grupo en función de la asociación pesquera (izquierda) y de la época del año (derecha).	84
Figura 48: Imagen aérea de una hembra con cría y un juvenil de	84
Figura 49: Porcentaje mensual de grupos de delfín mular con presencia de crías o juveniles registrado durante el proyecto COSTtERA-2.	85
Figura 50: Número de avistamientos por años de estudio realizado por SUBMON (barras) y la evolución de la tasa de avistamiento	86
Figura 51: porcentaje de los avistamientos asociados a alimentación en barcos de arrastre. ...	86
Figura 52 Ejemplo de algunos de los individuos foto-identificados en el marco de este Proyecto.	87
Figura 53: Gráfico con la curva de acumulación de capturas desde 2020 hasta 2025. La línea roja marca el inicio de los avistamientos realizados en el marco del proyecto COSTtERA-2.	88
Figura 54: Esquema de la distribución del grupo de delfines según la actividad del barco de arrastre.	89
Figura 55: Delfines explorando el copo de la red. Imágenes obtenidas con el dron de la entidad.	90
Figura 56: Delfines alimentándose de espetones (<i>Sphyræna viridensis</i>) delante del cap de Creus.	91
Figura 57: Dos delfines mulares saltando delante del Cao de Creus.	92
Figura 58: Gráfico de barras con el porcentaje de avistamientos donde se han observado al menos un golpe de cola según si el barco estaba recogiendo red, arrastrando o el grupo fue visto sin estar asociado a un barco de pesca.	92
Figura 59 Distribución de la dirección del delfín o delfines observados en cada evento de comportamiento.	96
Figura 60: Izquierda delfín mular a punto de captura el pez que sobresale de la red. Derecha: Delfín mular rascándose la cabeza con la red.	96
Figura 61: Delfín mular capturando un pez que sale de la red de arrastre.	97
Figura 62: Madre y juvenil nadando al revés hacia el inicio de la red de arrastre.	98
Figura 63: Delfines en el copo de la red buscando alimento durante la recogida de la red de arrastre cerca de la superficie.	99
Figura 64: Comportamientos observados según la zona de la red donde estaba colocada la cámara.	100
Figura 65: Arriba: Imagen submarina de un delfín en el copo de la red en el momento de recoger la red de arrastre. Abajo: Imagen des del dron con delfines en el copo de la red alimentándose.	101
Figura 67: Evolución del rendimiento del modelo durante el entrenamiento. Arriba izquierda: F1-score. Abajo Izquierda: evolución de la precisión y el recall a lo largo de las épocas. Abajo Derecha: evolución del mAP@50, mAP@50-95 y la pérdida.	103
Figura 68: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_augmented” YOLOv8 a lo largo de las 50 épocas.	106
Figura 69: Matriz de confusión normalizada	108



Figura 70: Video en la que aparece un delfín que no ha sido detectado. Caja roja indica la posición del delfín en el frame del video. 110

Figura 71: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_augmented_improved” YOLOv8s a lo largo de las 50 épocas. 111

Figura 72: Matriz de confusión normalizada 113

Figura 73: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_detector” YOLOv8s a lo largo de las 170 épocas (120 del baseline + 50 adicionales) con mejoras en aumentos de datos. 115

Figura 74: Matriz de confusión normalizada del dolphin_detector 116

Figura 75: Imágenes de diferentes clips de video analizados con la “bounding box” y nivel de confianza (confidence score). En la imagen inferior izquierda se observa al delfín capturando un pez 118

Figura 76: En la imagen se observa para el mismo clip de video, que el modelo tarda en identificar al delfín hasta el segundo 14 del vídeo. Izquierda: imagen del clip de video sin detección del delfín. Derecha: detección del delfín con 0,62 de nivel de confianza (confidence score). 118

Figura 77: Comparación de las imágenes para un mismo video procesado a diferentes velocidades. Arriba: Se observa cómo se capta un delfín que aparece poco tiempo en escena y poco definido. Abajo: El delfín no es identificado con un procesado que prioriza la velocidad. 120

Figura 78: Ejemplos eventos Type 1 123

Figura 79: Ejemplos eventos Type 2 124

Figura 80: Ejemplos eventos Type 3. Superior: Evento de banda ancha correspondiente a grunts, clasificado como Type 3, con energía concentrada entre 2–50 kHz. Intermedio: Otro evento de banda ancha clasificado como Type 3, cuya energía se concentra en las bandas de frecuencia más bajas (2–5 kHz). Inferior: Ejemplo de vocalizaciones Type 3. 125

Figura 81: Ejemplos silbidos. Superiores: silbidos complejos. Intermedio: silbido complejo potencialmente como firma acústica. Inferiores: silbidos concaves. 126

Figura 82: Ejemplos buzzes. Superior: Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound”. Intermedio: . Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound” con ICI entre 6 y 10 ms. Inferior: Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound” con ICI entre 5 y 10 ms. 127

Figura 83: Espectrogramas de bray calls reportados en la bibliografía (Janik, 2000)..... 129

Figura 84: Espectrogramas de trenes de clics registrados durante la fase de búsqueda (search phase) de odontocetos. Los clics aparecen como bandas verticales de amplio espectro características de señales de ecolocalización. **Panel superior:** tren de clics con ICI entre 63 y 80 ms, característico de exploración a media distancia **Panel intermedio:** tren de clics con intervalos inter-clic (ICI) de aproximadamente 20–30 ms, posiblemente correspondiente a una fase de búsqueda avanzada o transición hacia aproximación. **Panel inferior:** tren de clics con ICI más cortos (aprox. 12–17 ms), lo que sugiere una **fase de aproximación**, en la que los animales incrementan la tasa de emisión de clics para mejorar la resolución espacial del objetivo previo a la captura. 131

Figura 85: Eventos acústicos en Fase 2. Superior: Silbido en Fase 2. Inferior: series de vocalizaciones en Fase 2. 132

Figura 86: Eventos acústicos en Fase 3. Superior: Ejemplo de buzzes de alimentación. Intermedia Vocalizaciones e inter clics de 6 ms a 10 ms. Inferior: Series de bray calls. 134

Índice de Tablas

Tabla 1: Tabla comparativa de los modelos de cámaras de acción seleccionadas para el proyecto. 32



Tabla 2: características técnicas del hidrófono Soundtrap400 (www.ocenainstruments)	33
Tabla 3: Etograma que define los estados de comportamiento y los eventos de comportamiento submarino registrados en este estudio.....	40
Tabla 4: Comparación entre los diferentes modelos de detección de objetos	43
Tabla 5: Comparación entre etiquetado con Labellmg y la herramienta online Roboflow	46
Tabla 6: Dataset utilizado.....	48
Tabla 7: Comparación de las características de procesamiento de las diferentes versiones de Yolo8 (Fuente: Ultralytics YOLOv8 Documentation https://docs.ultralytics.com/es/models/yolov8/)	48
Tabla 8: Configuración del equipo de medición	58
Tabla 9: Tabla resumen de las encuestas realizadas, totales a la flota de trasmallo y la flota de arrastre.....	65
Tabla 10: Tabla resumen de la media de pérdidas económicas debidas a daños en las redes reportados por los pescadores de trasmallo de Cataluña.	77
Tabla 11: Resumen del esfuerzo efectivo realizado durante el Proyecto COSTtERA-2.....	78
Tabla 12: Estadísticas principales de los avistamientos de delfín mular registrados durante el proyecto, incluyendo número de avistamientos e individuos, tasa de encuentro, tamaño medio de grupo, grado de asociación con la actividad pesquera y porcentaje de avistamientos con presencia de crías.	80
Tabla 13: Comparación de los datos de avistamientos con otros años.....	85
Tabla 14: Número de individuos identificados en durante COSTtERA-2 que ya habían sido previamente identificados en años anteriores.	88
Tabla 15: Embarcaciones seleccionadas y sus características.....	94
Tabla 16: Tabla resumen duración de los lances donde se han instalado las cámaras.	94
Tabla 17: Tabla resumen de los embarques realizados y los resultados obtenidos.....	94
Tabla 18 Distribución de los eventos relacionados con viaje observados durante las grabaciones submarinas del Proyecto COSTtERA2.....	98
Tabla 19: Métricas de evaluación obtenidas en el despeño por clases del modelo “dolphin y fishing_net”	102
Tabla 20: Métricas de evaluación para el modelo Dolphin_augmented	107
Tabla 21: Comparación de las métricas para la clase delfín entre el modelo “dolphin_fishing_net” y el modelo “dolphin_augmented”	108
Tabla 22: Tabla comparativa con los tiempos promedio de preprocesamiento, inferencia y postprocesamiento entre el modelo dolphin_fishing_net y el dolphin_augmented	109
Tabla 23: Métricas por clase del model_detector	115
Tabla 24: Comparación de métricas de desempeño entre los modelos evaluados. Se presentan los valores de precisión, recall y mAP para cada modelo, incluyendo métricas específicas para la detección de delfines.....	117
Tabla 25: Resumen de Elementos Anotados	128



1 INTRODUCCIÓN

El delfín mular (*Tursiops truncatus*, Figura 1) es una especie común en el Mediterráneo y que está presente todo el año. Presenta una clara preferencia por las aguas de la plataforma continental (TURIOMED, 2020) pero también puede encontrarse en aguas oceánicas, aunque con densidades más bajas (Laran et al., 2017).

Los delfines mulares del Mediterráneo se consideran una subpoblación, ya que las poblaciones de delfín mular del Océano Atlántico y del Mediterráneo occidental presentan cierto nivel de diferenciación genética (Natoli et al., 2004, Natoli et al., 2005). Además, el análisis de isótopos estables refuerza este hecho. Borrell et al., (2006) estudiaron la estructura de la población de delfines mulares alrededor de la Península Ibérica mediante el análisis de perfiles de isótopos estables y encontraron diferencias significativas entre muestras mediterráneas y atlánticas. Análisis isotópicos confirman la existencia de una “frontera real” entre poblaciones atlánticas y mediterráneas en el frente oceanográfico Almería-Oran (Natoli et al., 2005) o Golfo de Cádiz y Valencia (Borrell et al., 2006).

El Estrecho de Gibraltar se ha identificado como “frontera difusa” para esta especie, ya que las poblaciones de delfines mulares a uno y otro lado del estrecho presentan cierto grado de estructuración, pero no lo suficientemente intenso para ser consideradas poblaciones diferentes (García-Tiscar, 2010).



Figura 1: Fotografía de delfines mulares en aguas de la DM Levantino-Balear. @SUBMON

El tamaño de los grupos de delfín mular varía entre 2-25 individuos, aunque también se han producido avistamientos de varias decenas y centenares de animales, siendo en aguas abiertas donde normalmente se encuentran los grupos más grandes (Reid et al., 2003; Vázquez, 2005; Marcos et al., 2010).



Los delfines mulares se alimentan de una variedad de presas, incluyendo peces, cefalópodos y ocasionalmente crustáceos. Las especies preferidas varían según la ubicación, pero son en su mayoría demersales, aunque también se alimentan de peces epipelágicos. Además, en muchas zonas del Mediterráneo, incluida la demarcación levantino-balear, los delfines mulares siguen a las embarcaciones de pesca de arrastre para alimentarse de los peces que escapan de las redes (por ejemplo, Gonzalvo et al. 2008, Amigó et al., 2021, Chicote et al., 2021a) o se acercan a las piscifactorías para alimentarse (Piroddi et al. 2011, Bearzi et al. 2009).

1.1 Interacciones entre delfines y la pesca

La interacción entre delfines y pesca de arrastre se lleva reportando desde hace muchos años en varios puntos del mundo, siendo en 1817 la primera mención de la realización de adaptaciones en las redes de arrastre para protegerlas de los delfines (Ciotti, 2006). A partir de entonces los reportes de casos de delfines observados siguiendo o alimentándose detrás de barcos de pesca de arrastre fue al alza y, a partir de los años 90, se convirtió en un hecho reportado de forma regular (Bonizzoni et al., 2022).

Dado que el delfín mular es una especie costera, es la especie de la que se tiene más reportes realizando este comportamiento. Bonizzoni *et al.* (2022) analizaron el número de estudios que reportan este comportamiento en el mundo por tipo de pesca y encontraron que el 70% estaban relacionados con pesca de arrastre de fondo, y el mayor número de estudios se habían realizado en el Mar Mediterráneo y en el Pacífico Occidental.

El comportamiento típicamente observado de delfines cuando se encuentran alrededor de barcos de pesca de arrastre es el de seguir las embarcaciones durante periodos que pueden durar desde pocos minutos a horas (Jefferson, 2000; Parra, 2006; Bonizzoni *et al.*, 2021, SUBMON, 2022), incluso días (Allen y Loneragan, 2010; Allen *et al.*, 2017). La principal explicación es que estos animales se alimentan en las redes, pero la forma en la que lo hacen es difícil de conocer ya que generalmente se tiene información de lo que ocurre en superficie, pero no en profundidad. Las diferentes formas en las que pueden estar obteniendo alimento de las redes son:

- Alimentándose de peces u otras presas que se escapan de la red.
- Alimentándose de peces u otras presas que quedan atrapados en la malla de la red.
- Alimentándose de peces u otras presas dentro de la red.
- Alimentándose de aquellos organismos sobrantes ya muertos.
- Alimentándose de aquellos organismos que son atraídos a la red o bien interactúan con esta de otra forma.

La forma en la que se alimentan puede variar entre especies, poblaciones, individuos o zonas.



Esta interacción puede tener un efecto positivo o negativo para los delfines y de la misma manera para los pescadores. Para los delfines puede considerarse positivo ya que facilita el acceso a la presa. El hecho de alimentarse en las redes de arrastre puede aumentar la ingesta de alimentos y/o reducir el gasto de energía, pudiendo beneficiar a las poblaciones involucradas ayudándolas a sobrevivir y persistir.

Pero también esta interacción también puede tener un efecto negativo, ya que los expone a un mayor riesgo de quedarse atrapados. Al entrar en contacto con las redes aumenta el riesgo de quedar atrapados accidentalmente en la red, produciéndose lesiones, asfixias e incluso la muerte (Díaz López, 2006; Bearzi *et al.*, 2008; Pennino *et al.*, 2015). En algunas zonas los pescadores agravados pueden incluso matar al animal deliberadamente (Tudela, 2004).

De la misma manera, los delfines interaccionan con la pesca artesanal, especialmente de trasmallo. Alimentándose de los peces atrapados en las redes. En este caso, los delfines pueden causar más daños que en el arrastre, ocasionando daños en las redes (agujeros, destripes, etc.) o pérdida de la captura.

En la región mediterránea también se ha reportado un aumento de este tipo de interacciones que incluyen la depredación sobre las capturas, daños estructurales en las artes de pesca y generan pérdidas económicas significativas que pueden comprometer la viabilidad de las pesquerías artesanales.

Debido a la complejidad de las redes tróficas marinas (así como a los efectos de la pesca de arrastre en estas redes tróficas y las otras formas de degradación ambiental causadas por este tipo de arrastre), a menudo es imposible separar las causas y los efectos, determinar si los beneficios para los cetáceos superan los riesgos (o viceversa), y evaluar los impactos potenciales a nivel de la población.

Por otra parte, la interacción puede resultar negativa para los pescadores al provocar pérdidas económicas, ya sea por daños infligidos al arte (Maccarrone *et al.*, 2014), por la depredación y/o deterioro de la captura, o al provocar la dispersión de los bancos de peces en las proximidades del arte (Goetz *et al.*, 2014; Reeves *et al.*, 2001, Revuelta *et al.*, 2018). Sin embargo, las interacciones también pueden o no tener ningún tipo de incidencia o tener un impacto positivo, ya que los delfines podrían indicar zonas de pesca o incluso empujar más peces a entrar en la red haciendo que el volumen de la captura sea mayor cuando hay presencia de delfines.

Una de las preocupaciones son los impactos socioeconómicos derivados de los daños en las artes de pesca y la pérdida de captura generan tensiones crecientes entre los pescadores y las poblaciones de delfines, comprometiendo los esfuerzos de conservación marina y la sostenibilidad a largo plazo de la pesca artesanal (Carpentieri y Gonzalvo, 2022). Recientemente los pescadores del sur de Catalunya han reportado un aumento en estas interacciones con importantes impactos económicos sobre ellos. Hasta ahora, los pescadores de las cofradías de Cambrils y l'Ametlla son los que han levantado la situación, pero no hay reportes del alcance real en todas las cofradías.

Así, aunque alimentarse en las redes puede ser energéticamente favorable para los delfines que se alimentan (Tixier *et al.*, 2015), este comportamiento puede generar un mayor riesgo de lesiones o captura incidental o, incluso, un efecto en las ganancias de los pescadores (Brotons *et al.*, 2008; Goetz *et al.*, 2014; Hamer *et al.*, 2012; Read *et al.*, 2006; Zollett y Read 2006).

Con los datos obtenidos en 2022 en el proyecto COSTtERA se pudo constatar que los delfines en el norte de Cataluña se alimentaban, como mínimo, en el exterior de las redes de arrastre capturando los peces sobresalientes atrapado en la red. Este estudio fue un primer paso para comprender como se alimentan los delfines mulares en las redes de pesca, y el riesgo que supone para ellos.



Figura 1: Delfín mular capturando un pez atrapado en la parte central de la red durante el Proyecto COSTtERA con una cámara GoPro Hero 10, Esta imagen muestra el pez más grande capturado visto en imágenes.

En aguas del norte de Cataluña se ha visto como el grado de interacción entre delfines y pesca de arrastre es muy alto, pero también que los animales interactúan en el exterior de la red lo que reduce el riesgo de quedarse atrapados en esta. Aunque este dato debe tomarse con cautela, ya que el comportamiento de alimentación en el interior de las redes es un comportamiento muy especializado, y puede ser que durante este estudio no se coincidiera con individuos de delfín con esta especialización.

Interacciones en el Mediterráneo y Cataluña

Hasta ahora, se han realizado varios estudios en el Mediterráneo basados tanto en encuestas a pescadores como en datos recogidos por observadores a bordo, para determinar el impacto de la pesca accidental sobre los cetáceos en esta zona. En estos estudios, se han podido observar interacciones entre delfines y embarcaciones pesqueras en diversas áreas como las aguas costeras de Sicilia (Díaz López, 2006; Díaz López y Shirai, 2007; Pennino *et al.*, 2015), Islas Baleares (Brotons *et al.*, 2008; Gazo *et al.*, 2008), al oeste de Grecia (Gonzalvo *et al.*, 2015) y Catalunya (Chicote *et al.*, 2021a, SUBMON, 2022), entre otros.



A nivel estatal se han llevado a cabo diferentes estudios en aguas de las Islas Baleares, Mar de Alborán y norte de la Península Ibérica. Los estudios realizados en aguas Mediterráneas no presentaban unas conclusiones alarmantes para la población de las diferentes especies de cetáceos, ya que en todos los casos el número de capturas era mínima o inexistente (Brotons *et al.*, 2008; Gonzalvo *et al.*, 2008; Macías López *et al.*, 2012; Revuelta *et al.*, 2018; ACCOBAMS 2019; Chicote *et al.*, 2021a).

Estos resultados contrastan con los obtenidos por Cuvertoret-Sanz *et al.* (2020) donde determinan que, en aguas de Cataluña, las interacciones con actividad pesquera es la causa más frecuente de muerte por delfines listados y delfines mulares (27,8% y 60% respectivamente). Los autores afirman que las interacciones con la pesca son la amenaza más grave para el delfín mular, tal y como se observa en otras zonas del mar Mediterráneo (Bearzi *et al.*, 2012).

Aparte del estudio llevado a cabo por Cuvertoret-Sanz *et al.* (2020), donde analizan las causas de muerte de cetáceos varados en Cataluña, existen pocos estudios sobre capturas accidentales de cetáceos en Cataluña. SUBMON realizó en 2011, 2015 y 2018 diferentes proyectos donde, a través de encuestas realizadas a pescadores del norte y centro de Cataluña, se confirmaba la existencia de interacción entre delfines mulares y listados (*Stenella coeruleoalba*) con las embarcaciones de pesca de arrastre y se confirmaba que había habido casos de captura accidental. En base a la necesidad de saber con certeza el grado de interacción pesquera y su impacto sobre la población de delfín mular, delfín listado y otras especies de cetáceos en Cataluña, en 2021 se llevó a cabo el proyecto “Diagnóstico de la interacción pesquera con las especies de cetáceos en Cataluña” donde se concluyó que las interacciones eran principalmente consideradas neutras o positivas por los pescadores de la zona y que la captura accidental en la zona se produce en bajo número a pesar del elevado nivel de interacción (Chicote *et al.*, 2021a).

En el caso concreto del norte de Cataluña, desde 2017, SUBMON ha llevado a cabo el seguimiento de la población de delfín mular en el entorno del Cabo de Creus (SUBMON, 2022). En esta zona, la especie está presente durante todo el año, con una mayor concentración en áreas de plataforma continental entre los 50 y 100 m de profundidad.

Los estudios realizados han evidenciado una elevada frecuencia de avistamientos y una fuerte asociación con la actividad pesquera, particularmente con la pesca de arrastre, donde los delfines aprovechan los recursos disponibles en las redes. A lo largo de los años, se ha observado un incremento en el número de avistamientos vinculados a esta actividad, alcanzando hasta un 86 % de los avistamientos durante la temporada de 2022.

Asimismo, se ha registrado un elevado porcentaje de grupos con presencia de crías, lo que sugiere la importancia de esta área para la especie. Sin embargo, a pesar de los avances realizados, aún persisten lagunas de conocimiento en relación con la abundancia, la dinámica poblacional y el grado de dependencia de la actividad pesquera, lo que pone de manifiesto la necesidad de continuar profundizando en el estudio de esta población.

Una forma de mejorar este conocimiento es observar el comportamiento de alimentación bajo el agua, por ejemplo, mediante la instalación de cámaras en las redes. Sin embargo, este enfoque presenta diversos desafíos, como la profundidad, las condiciones de baja luminosidad y la necesidad de una elevada autonomía de los equipos.



Figura 2: Delfines mulares interactuando con diferentes barcos de arrastre en el Cabo de Creus.

Comportamiento submarino

Hasta la fecha, existen pocos estudios sobre el comportamiento submarino de los delfines en redes de arrastre, en parte debido a estas limitaciones. No obstante, algunos proyectos han demostrado que el uso de cámaras submarinas instaladas en redes de arrastre constituye una herramienta eficaz para documentar el tipo de interacción entre delfines y artes de pesca, evaluar la frecuencia de interacción, analizar sus consecuencias y describir el comportamiento de los delfines durante las distintas fases de la actividad pesquera. Es el caso del proyecto COSTtERA, llevado a cabo por SUBMON en 2022, donde se instalaron cámaras en diferente puntos de las redes del norte de Catalunya y se pudo constatar que los delfines en el norte de Cataluña se alimentaban, como mínimo, en el exterior de las redes de arrastre capturando los peces sobresalientes atrapado en la red. Este estudio fue un primer paso para comprender como se alimentan los delfines mulares en las redes de pesca, y el riesgo que supone para ellos.



1.2 El proyecto “COSTtERA-2”

El proyecto “COSTtERA-2: Interacción pesquera y comportamiento del delfín mular en redes de arrastre de Cataluña” tiene como objetivo principal estudiar el comportamiento de los delfines mulares de manera visual y acústica durante su interacción con las redes de pesca de las embarcaciones de arrastre y determinar el grado y tipo de interacción entre delfines y pesca que ocurre en Cataluña.

Este proyecto se desarrolla con la colaboración de la Fundación Biodiversidad del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, a través del Programa Pleamar, y se cofinancia por la Unión Europea por el FEMPA (Fondo Europeo Marítimo, de Pesca y de Acuicultura). Además, este proyecto contribuye a los objetivos del LIFE IP INTEMARES.

La interacción entre delfines mulares y arrastreros se da en áreas donde ocurre una superposición espacial entre sus áreas de distribución, ya que en muchos casos las especies objetivo de las pesquerías son las especies presa de los cetáceos.

Este tipo de interacción se ha descrito en múltiples zonas del Mediterráneo, y se observa regularmente en aguas de la costa catalana las cuales son un hábitat importante para el delfín mular (Figura 3). Sin embargo, aún se desconoce el impacto que estas interacciones tienen tanto en las operaciones de pesca como en la población de delfines en esta área.

Aunque SUBMON ha descrito esta interacción en aguas del norte de Cataluña desde 2017 en el marco del proyecto «Dofins de Tramuntana», se desconoce el grado de riesgo que comporta esta interacción tanto para delfines como para la actividad económica. Los proyectos COSTtERA y COSTtERA-2 complementan al proyecto «Dofins de Tramuntana», que tiene como principal objetivo promover la conservación del delfín mular y proteger los ecosistemas marinos en la zona del Cap de Creus, en el norte de Cataluña, una de las áreas marinas más productivas del Mediterráneo occidental.



Figura 3: Delfines mulares siguiendo una embarcación de pesca de arrastre en el norte de Catalunya.



Los resultados obtenidos previamente indican que la presencia de delfines en las embarcaciones de arrastre y su alimentación en torno a ellas son frecuentes en las aguas del norte de Cataluña, donde en 2022 se obtuvo que el 86% de los avistamientos de delfines mulares están asociados con la presencia de arrastreros.

Determinar el grado y tipo de interacción entre delfines y pesca en esta región es esencial para evaluar los riesgos que estas interacciones suponen tanto para los delfines como para la actividad económica pesquera.

Con el fin de adquirir este conocimiento, en 2022 SUBMON llevó a cabo el proyecto COSTtERA en colaboración con la Fundación Biodiversidad, del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico, a través del Programa Pleamar, cofinanciado por el FEMP. El objetivo de este proyecto era estudiar el comportamiento de los delfines mulares durante su interacción con las redes de arrastre de las embarcaciones, y determinar el grado y tipo de interacción pesquera en la zona norte de Cataluña. En un avance pionero en el Mediterráneo, se instalaron cámaras submarinas en las redes de arrastre de fondo para observar y evaluar el comportamiento de los delfines bajo el agua y determinar la naturaleza y el riesgo de las interacciones entre delfines y arrastreros. Este innovador enfoque permitió desarrollar el primer protocolo para el estudio del comportamiento submarino de los delfines durante su interacción con la pesca, y obtener las primeras imágenes de delfines alimentándose e interactuando con las redes de arrastre en el Mediterráneo.

El proyecto abrió una nueva línea de investigación detectando la necesidad de instalar hidrófonos en las redes, ya que gracias a la combinación de hidrófonos y cámaras se podría relacionar el comportamiento con los sonidos emitidos y permitiría poder estudiar zonas sin visibilidad solamente con los sonidos registrados. Así como conocer la presencia de los animales en las redes incluso cuando no aparecen en las cámaras.

Este estudio fue un primer paso para comprender como se alimentan los delfines mulares en las redes de pesca, y el riesgo que supone para ellos. En aguas del norte de Cataluña se ha visto como el grado de interacción es muy alto, pero también que los animales interactúan en el exterior de la red lo que reduce el riesgo de quedarse atrapados en esta. Aunque este dato debe tomarse con cautela, ya que el comportamiento de alimentación en el interior de las redes es un comportamiento muy especializado, y puede ser que durante este estudio no se haya coincidido con un grupo que tenga esta especialización.

Además, demostró la funcionalidad de esta metodología y remarcó la necesidad de seguir instalando cámaras para poder descartar la opción de que los delfines se adentran en las redes de manera robusta, implementar nuevas técnicas para poder estudiar qué ocurre en la zona del copo de la red, así como ampliar los datos para detectar si el comportamiento de los delfines varía según la zona, barco o grupo.

En esta ocasión, para poder continuar con los datos obtenidos, el proyecto cuenta con diferentes bloques de estudio que incluyen encuestas a pescadores artesanales y de arrastre, campañas



marítimas de seguimiento (estudios de distribución, comportamiento y foto-identificación de delfín mular), instalación de cámaras e hidrófonos en las redes de pesca y el desarrollo de un algoritmo de Inteligencia Artificial (IA) para el análisis de las imágenes y el sonido, mejorando el protocolo establecido durante el proyecto COSTtERA en 2022.

La participación del sector pesquero de la zona de estudio tiene un papel fundamental, contando el proyecto con la colaboración de las cofradías de la zona y desde el inicio involucrándose aquellos pescadores de arrastre que han querido colaborar en el proyecto. Estos trabajan juntamente con el equipo de SUBMON para diseñar el estudio y determinar tanto el mejor equipo y material a utilizar, como el mejor momento y lugar donde instalar las cámaras en la red.

Así, se espera profundizar en el conocimiento sobre la interacción entre los delfines mulares y las actividades pesqueras en Cataluña combinando metodología estandarizada (encuestas y campañas marítimas) así como innovadora, utilizando cámaras submarinas, hidrófonos y algoritmos de inteligencia artificial.



2 OBJETIVOS

El objetivo principal es estudiar el comportamiento de los delfines mulares durante su interacción con las redes de pesca de las embarcaciones de arrastre y determinar el grado y tipo de interacción pesquera que ocurre en esta zona. Este objetivo se puede desglosar en cuatro objetivos específicos:

- **Evaluar el comportamiento bajo agua durante la interacción pesquera.** Implementando videocámaras en las redes de arrastre para conocer comportamiento de alimentación del delfín mular durante los vuelos de pesca.
- Realizar un **seguimiento del delfín mular** en diferentes épocas del año. Realizando salidas sistemáticas recogiendo datos de **presencia, distribución, comportamiento y foto-identificación.**
- Analizar el **comportamiento en superficie** de los delfines mulares cuando siguen a las embarcaciones de pesca de arrastre.
- Utilizar la Inteligencia Artificial para facilitar el estudio del comportamiento de los delfines tanto a nivel visual como acústico.
- **Integrar la participación del sector pesquero**, implicando a los pescadores de arrastre desde el inicio del proyecto en el diseño, implementación y análisis de imágenes.

El proyecto se puede desglosar en la realización de 6 actividades que se detallan a continuación:

- A1 - **Encuestas a pescadores** de pesca artesanal y de arrastre de Cataluña
- A2 - **Seguimiento y estudio del comportamiento** del delfín mular en las redes de pesca de arrastre
- A3 - Embarques en barcos de pesca de arrastre para la **instalación de cámaras e hidrófonos en las redes** para el estudio del comportamiento submarino y patrón acústico, el análisis del riesgo de captura accidental y cuantificación de la interacción en el norte de Cataluña
- A4 - **Desarrollo algoritmo de Inteligencia Artificial** para detectar de forma automática a los individuos de delfín mular registrados por el hidrófono y las cámaras y establecer patrones acústicos de alimentación de delfín mular en redes de arrastre, así como facilitar el análisis de imágenes
- A5 - **Preparación de una publicación científica** con los resultados del proyecto, elaboración de un informe final y la justificación técnica y económica del proyecto
- A6 - Jornadas con el **sector pesquero**



3 METODOLOGÍA

3.1 A1 - Elaboración y realización de encuestas sobre la interacción y captura accidental en catalunya

Con el objetivo de conocer la percepción y experiencia de los pescadores respecto a su interacción con los cetáceos en Cataluña, especialmente con el delfín mular, se diseñó y aplicó una encuesta estructurada compuesta por 35 preguntas, organizadas en cinco bloques:

1. Datos sociodemográficos
2. Actividad pesquera general
3. Frecuencia y naturaleza de los avistamientos de delfines
4. Frecuencia y naturaleza de las interacciones con delfines
5. Frecuencia y naturaleza de las capturas incidentales (*bycatch*)

Los bloques 3 y 4 ponen especial énfasis en los impactos percibidos de estas interacciones, tanto sobre las poblaciones de delfines como sobre las operaciones pesqueras, incluyendo posibles consecuencias económicas.

El cuestionario recoge información detallada sobre la edad y trayectoria profesional del pescador, tipo de embarcación y artes de pesca empleadas, especies objetivo, zonas de pesca, esfuerzo pesquero y estacionalidad. El entrevistador también evalúa el nivel de conocimiento sobre las especies, mostrando imágenes de las especies principales y comprobando si los participantes son capaces de identificarlas. También se documenta la frecuencia de avistamientos, y comportamiento observado de los cetáceos, así como la evolución percibida de su presencia en los últimos años.

Una sección clave del formulario aborda la naturaleza de las interacciones entre cetáceos y la actividad pesquera. Se solicita a los pescadores que indiquen si estas interacciones son percibidas como positivas, negativas o neutras, describiendo además los daños ocasionados a las capturas y artes de pesca, su frecuencia, y las pérdidas económicas asociadas. Finalmente, se explora la incidencia de capturas accidentales, los métodos empleados por los pescadores para gestionar estas situaciones, y su percepción sobre las causas.

La encuesta incluye una última parte para que los pescadores puedan valorar las problemáticas principales del sector.

Las embarcaciones consideradas en el estudio pertenecen a las principales cofradías de pescadores del litoral catalán. La muestra se ha organizado geográficamente en tres regiones:

- **Región norte:** Blanes, Llançà, Palamós, Port de la Selva y Roses
- **Región central:** Arenys de Mar, Barcelona y Vilanova i la Geltrú



- **Región sur:** Cambrils, L’Ametlla de Mar, L’Ampolla, Les Cases d’Alcanar, La Ràpita y Tarragona

Previamente al trabajo de campo, se contactó con las cofradías de pescadores para informar sobre el estudio y coordinar la realización de las encuestas. Las entrevistas se llevaron a cabo in situ, en los puertos pesqueros después de la jornada de pesca, directamente con los pescadores participantes.

El análisis de los datos se lleva a cabo mediante estadística descriptiva, diferenciando entre la información procedente de la pesca de arrastre en la región norte y la correspondiente a las redes de trasmallo en ambas regiones.

En total, en las principales cofradías de Cataluña se contabilizan 175 embarcaciones de arrastre y 245 embarcaciones de artes menores. De estas últimas, se estima que aproximadamente 176 se dedican a la pesca con redes de trasmallo; 104 de ellas en los principales puertos de Cataluña. Sin embargo, esta cifra presenta cierto grado de incertidumbre, ya que su número puede variar y no existe una fuente única que recoja el total de embarcaciones que emplean este arte de pesca.

3.2 A2 - Estudio de la población de delfín mular

El área de estudio del proyecto es el área marina alrededor del Cabo de Creus que tiene como límite geográfico la frontera de Francia y se expande hacia el sur hasta las Islas Medas. La zona ocupa una superficie de 2.144 km² e incluye diversas figuras de protección, como se muestra en la Figura 2. En concreto, el área de estudio del proyecto COSTtERA-2 engloba dos zonas protegidas: el Espacio Marino de l'Empordà, designado como ZEPA ES0000514, y el Lugar de Interés Comunitario (LIC) ESZZ16001, correspondiente al Sistema de cañones submarinos occidentales del Golfo de León. Así como el Parque Natural de Cabo de Creus.

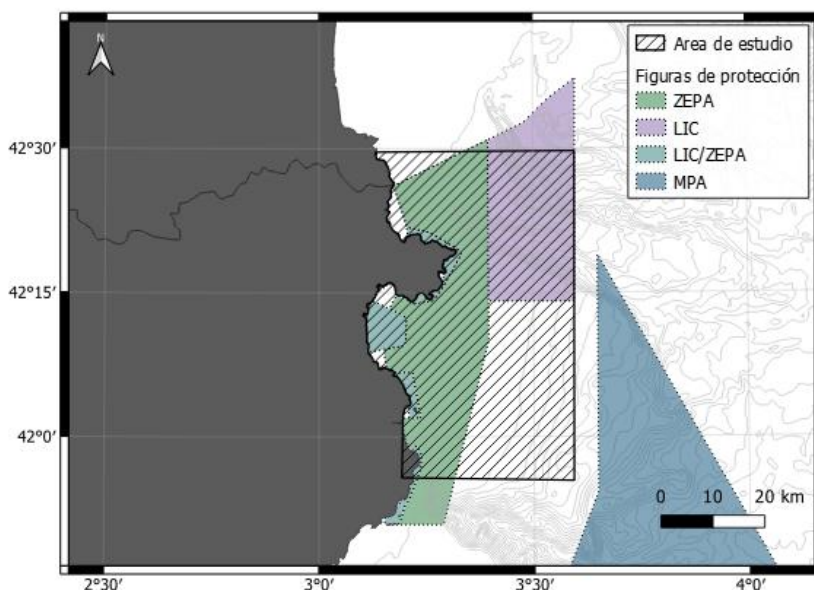


Figura 2: Área de estudio del proyecto COSTtERA-2 y las figuras de protección Red Natura 2000 establecidas en el área.

Los cañones submarinos del Cabo de Creus y Lacaze-Duthiers son los dos primeros cañones en el extremo suroeste sobre la plataforma continental del Golfo de León. Ambos cañones están sometidos a un mismo régimen hidrodinámico ya que las corrientes dominantes que provienen del noreste y arrastran con ellas aguas del Ródano. Las aguas transportadas por la corriente Liguero-Provenzal o corriente del norte, circulan en el golfo de León en sentido contrario a las agujas del reloj. En su recorrido hacia el sur, estas aguas cargadas de nutrientes procedentes del río Ródano, son enfriadas por la Tramontana y el Mistral (vientos de componente norte y noroeste respectivamente) y al llegar al sur del golfo topan con el Cabo de Creus, que obstaculiza su paso.

La cabecera del cañón de Creus se encuentra a tan solo 5 km de la costa, enfrente del Cabo de Creus y según se aleja de la costa hacia el este, alcanza los 6 km de ancho y casi los 2.000 metros de profundidad. Entre la línea de costa y la cabecera de este cañón queda una estrecha plataforma continental, entre los 60 y los 120 metros de profundidad, que juega un importante papel como zona de transporte de sedimentos y materia orgánica.

La estrecha plataforma continental que separa la costa del cañón de Creus juega un papel crucial en la distribución de la materia orgánica y de los sedimentos que aportan los ríos que vierten sus aguas al golfo. Todo este material es canalizado desde las zonas más superficiales y costeras a lo largo de la plataforma continental hasta llegar a la cabecera y el flanco sur del cañón, donde se hundirá hacia sus profundidades aportando nutrientes a las comunidades que allí habitan.

3.2.1 Toma de datos durante las salidas marítimas

3.2.1.1 Plataforma

Se ha llevado a cabo un seguimiento de la población de delfín mular inspeccionando visualmente el área con la ayuda de aplicaciones de geoposicionamiento de embarcaciones a través de la tecnología AIS (Sistema de identificación automática), como VesselFinder (<https://www.vesselfinder.com>) y MarineTraffic (<https://www.marinetraffic.com>) para detectar la presencia de barcos de arrastre. Estas herramientas facilitaron la identificación de zonas de actividad pesquera y la optimización del esfuerzo de muestreo.

La plataforma utilizada fue una embarcación semirrígida a motor de 7 metros de eslora, con al menos dos observadores a bordo. La plataforma utilizada fue una embarcación semirrígida a motor de 7 metros de eslora, con al menos dos observadores a bordo. El equipo estaba formado por los investigadores de SUBMON y durante la época de muestreo más intensa (junio) cuatro voluntarias del proyecto.

3.2.1.2 Esfuerzo y avistamientos

Las jornadas de estudio son diarias. Al inicio de cada jornada, se registran las condiciones ambientales relevantes que puedan influir en la detección de los animales. Estos datos se actualizan cada vez que se produce un evento o un cambio significativo en las condiciones, como el estado del mar (escala Douglas), la fuerza del viento (Beaufort), un avistamiento, la interrupción del esfuerzo, su reanudación, entre otros.

El esfuerzo de búsqueda se suspende temporalmente al realizar un avistamiento y abandonar el transecto para proceder con la fotografía de los animales con fines de foto-identificación y estudio de su comportamiento en superficie. Una vez completadas estas tareas, el esfuerzo se retoma.

Para distinguir cada avistamiento se considera la siguiente definición: avistamiento se define como un grupo de animales de la misma especie, vistos al mismo tiempo y mostrando un comportamiento similar a menos de 1.500 m unos de otros (SEC 1999).

Cuando se realiza un avistamiento de cetáceos se registran en formularios específicamente diseñados los siguientes datos: la hora y posición inicial y final, la dirección del movimiento, la



especie, el número de animales, la presencia de crías y/o juveniles, el comportamiento observado y la asociación con pesca, así como la hora y posición final del avistamiento. Además, se registra si se ha sobrevolado los animales con el dron para obtener imágenes de comportamiento.

3.2.1.3 Comportamiento en superficie

El comportamiento superficial de los delfines mulares se registra principalmente con el objetivo de detectar posibles patrones de conducta durante su interacción con embarcaciones de arrastre. En los casos en que el avistamiento se produce en asociación con una embarcación equipada con cámaras en la red, se busca establecer una relación entre el comportamiento superficial y el comportamiento submarino.

El registro del comportamiento se lleva a cabo desde la embarcación de investigación y, cuando las condiciones lo permiten, también mediante el uso de un dron (DJI AIR 3S), lo que permite obtener una perspectiva aérea complementaria que facilita el análisis de las dinámicas del grupo y su proximidad a la embarcación. Además, el modelo de dron utilizado cuenta con una cámara equipada con teleobjetivo, lo que permite realizar grabaciones a distancia sin necesidad de volar a baja altura cerca de los animales, minimizando así la posible perturbación durante la observación.

Cuando se detecta un grupo de delfines o un individuo, la embarcación de investigación se posiciona en paralelo a los animales, manteniendo una distancia adecuada para no interferir en su comportamiento. En ese momento, se inicia el registro sistemático del comportamiento, de forma simultánea a la toma de datos para la foto-identificación.

Durante un periodo de 5 minutos se observa y documenta el comportamiento del grupo, y posteriormente se completa la ficha de comportamiento correspondiente. Como material complementario, se graban vídeos de apoyo de 5 minutos de duración, tanto desde la embarcación como desde el dron, los cuales se analizan en una fase posterior para corroborar y ampliar la información registrada en la ficha.

El estado de comportamiento se determinaba en base a criterios no subjetivos.

Se emplean seis categorías principales de comportamiento: viaje, *milling*, descanso, alimentación, socialización e interacción con embarcaciones (de investigación o de pesca).

- Se clasifica como **viaje** cuando los animales se desplazan en una dirección constante, realizando inmersiones de menos de 30 segundos. Si este comportamiento se produce detrás de una embarcación de arrastre, a una distancia de entre 100 y 300 metros de la popa, se considera un comportamiento asociado a **alimentación**.
- Si, tras la inmersión, los animales continúan siguiendo la estela de la embarcación de arrastre, manteniéndose a una distancia constante respecto a la popa (y por lo tanto, próximos a la red), se interpreta como comportamiento de **alimentación**.



- Se considera **socialización** cuando los animales interactúan entre sí sin mantener una dirección definida de nado.
- El comportamiento se clasifica como **descanso** cuando los delfines se mantienen cerca de la superficie, se desplazan a baja velocidad y sin una dirección concreta.
- Finalmente, se define como **milling** cuando los animales se mueven dentro de una misma área, con frecuentes cambios de dirección, pero sin desplazamientos marcados.

Durante el análisis de comportamiento también se identifican diversos eventos comportamentales específicos:

- **Salto:** el delfín extrae todo su cuerpo o casi la totalidad fuera del agua.
- **Golpe de aleta:** el delfín golpea la superficie del agua con su aleta caudal.
- **Golpe de cabeza:** el delfín impacta la superficie del agua con su cabeza.
- **Porpoising:** movimiento a alta velocidad en el que los delfines levantan la superficie del agua mientras nadan cerca de ella, mostrando su dorso, alternando en ocasiones con largos saltos.
- **Contacto:** cuando los delfines rozan sus cuerpos entre sí, pudiendo ser vientre con vientre, dorso con dorso, vientre con dorso, entre otros.
- **Aleta fuera:** el delfín extrae verticalmente su aleta caudal fuera del agua sin golpearla.
- **Nadar en la proa:** el delfín nada delante de la embarcación durante un corto periodo (segundos), sin que se considere un comportamiento prolongado.
- **Vientre hacia arriba:** los delfines se encuentran en superficie o cerca de ella con el vientre orientado hacia arriba.

La posición del grupo de delfines o del individuo se clasifica en seis categorías:

- **Entre barcos de arrastres:** los delfines se encuentran entre dos o más embarcaciones de arrastre, sin seguir el rumbo ni estar cerca de ninguna de ellas.
- **Con barco de arrastre sobre la red:** los delfines se sitúan en la popa del pesquero, siguiendo su rumbo a una distancia que coincide con la posición de la red.
- **Con barco de arrastre, pero no sobre la red:** los delfines siguen el rumbo del pesquero, pero no se posicionan sobre la zona donde estaría la red.
- **Sin barco de arrastre:** los delfines se encuentran en la zona sin presencia cercana de embarcaciones de arrastre.



- **Interaccionando con la embarcación de investigación:** los delfines están cerca o se ven influenciados por la presencia de la embarcación de investigación, incluso en presencia de arrastreros en la zona.
- **Otros:** cualquier otra situación no descrita en las categorías anteriores.

En aquellos casos donde hay presencia de embarcaciones de arrastre, se indica en el registro la actividad llevada a cabo por dicha embarcación, pudiendo describir generalmente 4 tipologías de actividades: arrastrando, cuando la red de arrastre se encontraba sobre el fondo marino; calando, cuando la red se introducía en el agua hasta que llegaba al fondo marino; recogida de la red, desde el momento que se comenzaba a recoger la red hasta que esta se depositaba en la cubierta; navegando, cuando el arrastrero no llevaba a cabo cualquiera de las actividades anteriores y navegaba por el mar.

Para cada registro se recoge el número de individuos que componen el grupo del avistamiento. Sin embargo, existen casos donde el número de individuos es menor al descrito en el avistamiento, al centrarse el comportamiento en un grupo focal objetivo. Esto ocurre cuando:

- El grupo de delfines se encuentra disperso.
- El grupo de delfines es grande.
- El grupo de delfines presenta individuos poco característicos/marcados para poder diferenciarlos entre ellos.
- Se extrae información del comportamiento de una cría con su madre.

Cuando los delfines siguen la red de arrastre, se registra la disposición del grupo en relación con la posición teórica de la red sobre el fondo, tomando como referencia la estela generada por la embarcación de arrastre. Esta disposición puede clasificarse como izquierda, centro, derecha, o una combinación de estas posiciones, incluyendo la posibilidad de abarcar las tres simultáneamente, especialmente cuando el grupo se encuentra disperso.

Asimismo, se registra la reacción de los delfines hacia la embarcación de investigación, en caso de que esta esté presente. Para ello, se selecciona una de las siguientes cinco categorías:

- **Acercar:** los delfines se aproximan a una distancia moderada de la embarcación de investigación.
- **Inspeccionar:** los delfines se acercan aún más, pudiendo incluso nadar alrededor de la embarcación.
- **Nadar en la proa:** los delfines se sitúan y nadan en la parte delantera de la embarcación.
- **Evitar:** los delfines detectan la presencia de la embarcación y se alejan de la zona.



- Ignorar: los delfines ni se acercan ni se alejan en respuesta a la presencia de la embarcación de investigación.

De la misma manera, se registra la reacción de los animales a la presencia del dron, y se determina si interrumpir el vuelo.

Por último, se registran los patrones de respiración de los individuos. Diferenciando entre inmersiones cortas, en superficie (de una duración inferior a 30 s) y aquellas largas, relacionadas con inmersiones más profundas cuando superan los 30 segundos.

Estos datos serán analizados de manera cualitativa estudiando el tipo de comportamiento (estado de comportamiento), grado de asociación (grupos dispersos o compactos) según la operación pesquera (arrastre, calado o recogida), y duración de las inmersiones relacionadas con alimentación y sin relación.

3.2.2 Foto-identificación

La técnica de foto-identificación es una herramienta no invasiva utilizada en estudios biológicos y ecológicos que aprovecha la forma de la aleta dorsal o caudal, así como las marcas naturales o antropogénicas presentes en estas partes del cuerpo, para identificar a individuos específicos. La mayoría de las especies de cetáceos presentan características naturales duraderas que permiten el reconocimiento individual.

Durante los avistamientos, cuando es posible, se realiza una aproximación al grupo para tomar fotografías de ambos lados de cada animal, capturando las marcas presentes en el lomo y la aleta dorsal del individuo. Para obtener imágenes adecuadas para la identificación fotográfica, las fotografías se toman lo más perpendicularmente posible (90°) al eje del cuerpo, especialmente al registrar el lado del cuerpo y la aleta dorsal.

Las fotografías se capturan con dos cámaras réflex equipadas con teleobjetivos de 300 mm y 500 mm. Una vez obtenidas las imágenes, se procede a su análisis para elaborar un catálogo de foto-identificación.

3.2.3 Análisis de datos

El análisis geoespacial se realiza con el software QGIS 3.28 utilizándose la proyección 31N UTM Transverse Mercator para todos los análisis de SIG (EPSG:25831).

Para el análisis estadístico se ha utilizado el software libre RStudio (versión 2022.07.2-576). Asimismo, Microsoft Excel se ha utilizado para la organización y depuración de la base de datos, así como para la realización de análisis descriptivos básicos.

3.2.4 Permiso de trabajo

El trabajo de campo realizado en el marco del proyecto COSTtERA-2 se realiza bajo la autorización administrativa SGBTM/BDM/AUTSPP/52bis/2024 emitida por la subdirección general de biodiversidad terrestre y marina de dirección general de biodiversidad, bosques y desertificación del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico para el estudio de cetáceos en el marco del proyecto.

3.3 A3 - Estudio del comportamiento submarino del delfín mular en redes de arrastre

3.3.1 Características de las embarcaciones de arrastre

Para realizar este estudio es imprescindible la colaboración con el sector pesquero de arrastre de las aguas del norte de Cataluña.

Para ello se han contactado diversas embarcaciones de la zona que quieran colaborar en el proyecto. Estas embarcaciones deben trabajar en zonas entre los 50m y los 200m de profundidad en la zona alrededor del Cabo de Creus y Badía de Rosas, área de donde se encuentra el delfín mular.

Aunque las redes presentan gran variabilidad, la estructura de las redes de arrastre utilizadas en esta zona es similar. Estas están compuestas por las siguientes partes (Figura 4). Esta estructura consiste en dos cables que salen de la embarcación van conectados a las puertas metálicas, dos por ala (costado) que ayuda a mantener la boca de la red abierta. De las puertas salen las malletas, que unen la puerta con la red. La entrada de la red, la boca, consta de unas boyas o flotadores en la parte superior y la parte inferior tiene pesos que ayudan a que la red se deslice pegada al fondo. La malla tiene diferentes tamaños a lo largo de la red, los cuales están regulados. La parte más característica es el copo, al final de la red, donde se acumula la captura.

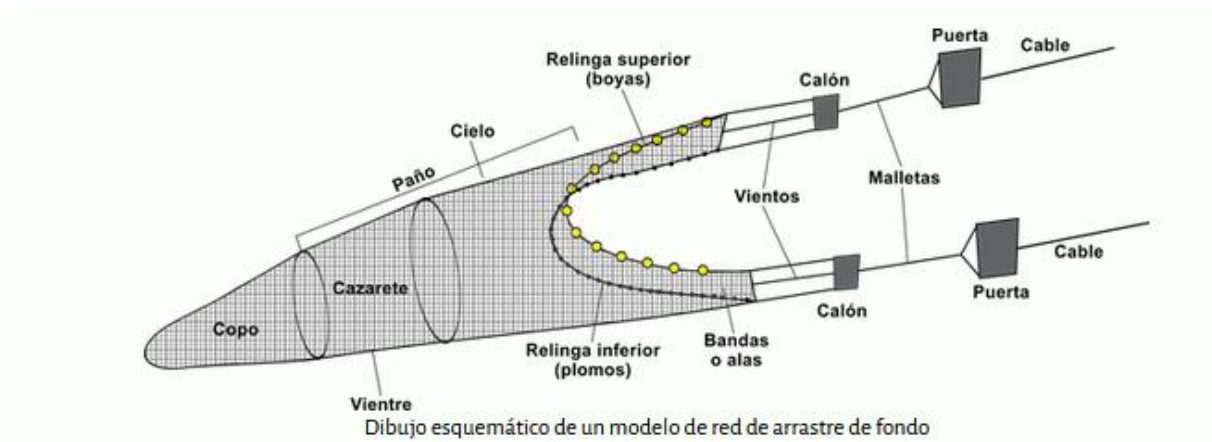


Figura 4 Dibujo esquemático de una red de arrastre. (<https://www.tortugasmarinasespana.org/tortugas-marinas/amenazas/arrastre-de-fondo/>)

Aunque la pesca de arrastre es poco selectiva, las embarcaciones elegidas tendrán como especies objetivo la merluza, rape, gamba blanca, sepión, pulpo, salmonetes y espardeñas.

Las embarcaciones que trabajan en esta zona pueden trabajar cada día lectivo, a partir de las 7h, excepto en casos de permisos especiales. Generalmente, la jornada de pesca empieza a las 7h y termina a las 17h realizándose entre 2 o 3 lances con una duración de aproximadamente 3-4 h cada uno, pero pueden ser más cortas o largas dependiendo de las condiciones de pesca y zona donde se trabaje.

3.3.2 Cámaras submarinas

Con el objetivo de documentar la interacción de los delfines con la red sin alterar su comportamiento, el proyecto requiere el uso de cámaras submarinas que no dependan de iluminación artificial externa y que puedan funcionar de forma autónoma, sin estar conectadas a la embarcación ni para alimentación eléctrica ni para visualización en tiempo real.

Durante el proyecto COSTtERA, ya se había realizado una evaluación inicial de distintos sistemas de grabación submarina, identificando a las cámaras de acción como la opción más adecuada por su tamaño, versatilidad y prestaciones (SUBMON, 2022). A partir de ese análisis, se ha llevado a cabo una revisión actualizada del mercado, considerando especialmente los avances tecnológicos de los últimos años.

En esta nueva comparativa, los criterios técnicos clave han sido:

- Capacidad de inmersión: debe existir una carcasa compatible que permita trabajar a profundidades superiores a 150 metros.
- Alta sensibilidad en condiciones de baja luz: dado que no se empleará iluminación artificial.
- Tamaño reducido y autonomía: preferentemente cámaras compactas, con una autonomía mínima de 2 a 4 horas.
- Funcionamiento autónomo: sin necesidad de cables ni conectividad continua con la superficie.

En los últimos años, las cámaras de acción han experimentado avances significativos, integrando sensores más grandes, mejores ópticas y algoritmos de inteligencia artificial que optimizan la grabación en entornos de baja luminosidad. Estas mejoras han permitido mantener una alta calidad de imagen incluso en condiciones difíciles, como las que se presentan en aguas profundas o con poca visibilidad.



Además, el costo accesible de estas cámaras permite desplegar varias unidades simultáneamente, aumentando la cobertura de grabación y la redundancia del sistema de observación.

Tras el análisis de las opciones actualmente disponibles en el mercado, así como de aquellas utilizadas en proyectos de características similares, se han seleccionado cinco modelos de cámaras de acción como base del sistema de observación:

- DJI Action 5 Pro
- Insta360 ACE Pro
- Insta360 ACE Pro 2
- Insta360 ONE RS 1-Inch 360 Edition, cámara con visión 360° que permite la captura de visión esférica
- Paralenz Vaquita, empleada previamente durante la campaña de 2022

La incorporación de una cámara de visión 360° supone una mejora metodológica respecto a campañas anteriores, ya que permite registrar el entorno completo alrededor de la red y reduce el sesgo asociado al encuadre de cámaras convencionales.

Todas las cámaras serán instaladas en carcasas estancas con capacidad de inmersión de hasta 250 m, proporcionando un margen adicional de seguridad estructural y fiabilidad operativa, aunque el proyecto no contempla trabajar a dichas profundidades.

Las características técnicas comunes de estos modelos, que responden a los requerimientos del proyecto, se resumen en la Tabla 1

Cámara	DJI Action 5 Pro	ACE PRO	ACE PRO 2 (Insta360)	Cámara 360	Paralenz Vaquita
Resolución máxima	4K a 120 fps	4K a 120 fps	8K a 24 fps, 4K a 60 fps	5.7K (360° video)	4K a 60 fps
Autonomía	160–180 min	~120 min	~100–120 min	~60–90 min	~150 min
Ángulo de visión	~155°	~151°	151°	360°	~140°
Sensibilidad a baja luz	Muy buena (sensor 1/1.3")	Alta (sensor 1/1.3")	Alta (sensor 1/1.3") Mejorada con IA	Moderada	Excelente (sensor 1/1.8")



Profundidad máxima (con carcasa)	Hasta 250 m	Hasta 250 m	Hasta 250 m	Hasta 250 m	Hasta 250 m (sin carcasa adicional)
Conectividad	Wi-Fi, Bluetooth	Wi-Fi, Bluetooth	Wi-Fi, Bluetooth	Wi-Fi, Bluetooth	Sin cables, sensor GPS
Observaciones	Buena estabilización y rendimiento nocturno	IA para mejora en poca luz	IA para mejora en poca luz	Visión esférica	Robusta

Tabla 1: Tabla comparativa de los modelos de cámaras de acción seleccionadas para el proyecto.

El uso combinado de estos modelos permite aumentar la cobertura angular, la redundancia del sistema y la probabilidad de documentar interacciones completas, manteniendo al mismo tiempo la discreción del sistema de observación y la no interferencia con la actividad pesquera.



Figura 5: Cámaras, carcasas, GPS, y herramientas utilizadas para la instalación del sistema para la captación de imágenes submarinas.

Todas ellas tienen sensores más grandes que permiten una mejor captación de luz.

3.3.3 Hidrófono

Además de las cámaras en este estudio se ha instalado un hidrófono en las redes de arrastre donde se instalan las cámaras, con el fin de poder establecer el patrón acústico de los delfines en redes durante la interacción con la pesca de arrastre. Para ello se ha elegido el SoundTrap ST 400 (modelo STD), que es un grabador acústico compacto y autónomo diseñado para capturar audio submarino de alta fidelidad en despliegues de corta duración (hasta 14 días).

En la Tabla 2 se resumen las características del equipo:

Característica	Detalle
Tipo de dispositivo	Grabador acústico submarino autónomo
Modelo	ST400 STD
Ancho de banda	20 Hz – 60 kHz
Tasa de muestreo (máx.)	Hasta 192 kS/s (kHz)
Formato de grabación	WAV (estándar de la industria)
Autonomía	Hasta 20 días con 2 baterías 18650 recargables
Memoria	4 ranuras microSD (hasta 2 TB en total)
Memoria incluida	256 GB
Profundidad máxima	200 metros
Duración de despliegue recomendada	Corto plazo (hasta 3 meses)
Carcasa	Acetal duradero
Protección del hidrófono	Jaula removible
Baterías	2 × Panasonic NCR18650B
Cargador recomendado	XTAR VC4 o similar
Software incluido	Sí – permite configurar tasa de muestreo, inicio y ciclo
Componentes intercambiables	Baterías y tarjetas microSD intercambiables en campo
Accesorios incluidos	Cable, control remoto, software

Tabla 2: características técnicas del hidrófono Soundtrap400 (www.ocenainstruments)

Por sus características, tanto de calidad en las grabaciones, rango de muestreo, sistema de anclaje, autonomía y profundidad se consideró el mejor equipo para desplegar en la red.

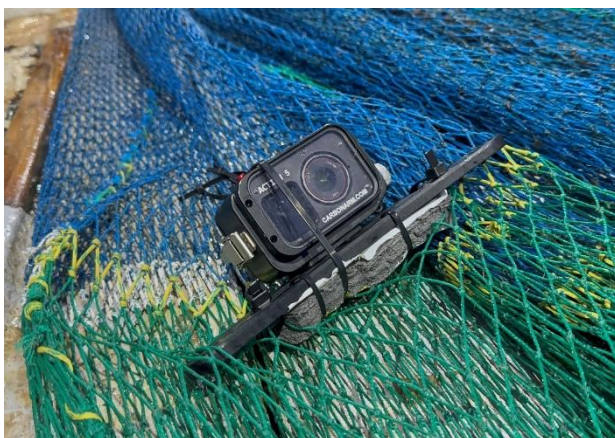


Figura 6: Hidrófono SoundTrap ST 400 (modelo STD) utilizado.

3.3.4 Protocolo instalación de cámaras e hidrófono

La instalación de las cámaras se realizó exclusivamente durante las operaciones de pesca desarrolladas en áreas con profundidades comprendidas entre los 50 y los 120 metros. Este rango se definió para asegurar condiciones mínimas de iluminación que permitiesen una adecuada captación de imágenes por parte del sistema de videograbación. Al no depender de la visibilidad, el hidrófono puede colocarse a mayores profundidades que las cámaras, alcanzando hasta los 200 metros sin afectar la calidad de los datos acústicos obtenidos.

Tanto las cámaras como el hidrófono se fijan directamente a la red de pesca mediante bridas plásticas de 5 y 8 mm de ancho, asegurando su estabilidad durante la operación. Previamente a



su fijación, las cámaras se montan sobre una pletina que facilita su instalación y mejora su sujeción. En el caso particular de la cámara Paralenz Vaquita, se emplea adicionalmente una espuma elevadora que permite optimizar el ángulo de grabación y mejorar la calidad de las imágenes obtenidas.

Figura 7: DJI en la red de pesca de arrastre.



La cámara insta 360 RS ONE 1 inch, no necesita pletina y se fija mediante una brida en cada extremo y una en la parte media para asegurar su fijación a la red.

3.3.5 Configuración de las cámaras

Para las grabaciones en condiciones de muy baja luminosidad, las cámaras se configuraron activando los modos específicos de optimización en baja luz integrados por el fabricante: SuperNight en la DJI Action 5 Pro y PureVideo en las Insta360 ACE Pro y Insta360 ACE Pro 2. Estos modos se seleccionan directamente desde el menú de modos de vídeo de cada cámara y permiten que el equipo ajuste automáticamente los parámetros de captura y el procesamiento interno de imagen para maximizar la calidad de grabación en ausencia de iluminación artificial.

En el caso de la Insta360 ONE RS 1-Inch 360 Edition, las grabaciones en condiciones de baja luminosidad se realizaron manteniendo los ajustes por defecto del fabricante, sin activar modos específicos ni configuraciones manuales adicionales, ya que el doble sensor de 1" ofrece un buen rendimiento en baja luz de forma nativa y un procesamiento interno optimizado para este tipo de situaciones.

3.3.5.1 Ubicación del hidrófono en la red de pesca

El hidrófono se instaló en una posición central en el arte de pesca, generalmente en la parte superior de la red y a media longitud del aparejo. Esta ubicación permite optimizar la captación de sonidos provenientes de los delfines, evitando los ruidos de las boyas del arte y motor de la embarcación. Se establece la configuración más adecuada para la detección de delfines en las redes, tal y como se muestra en la Figura 8.

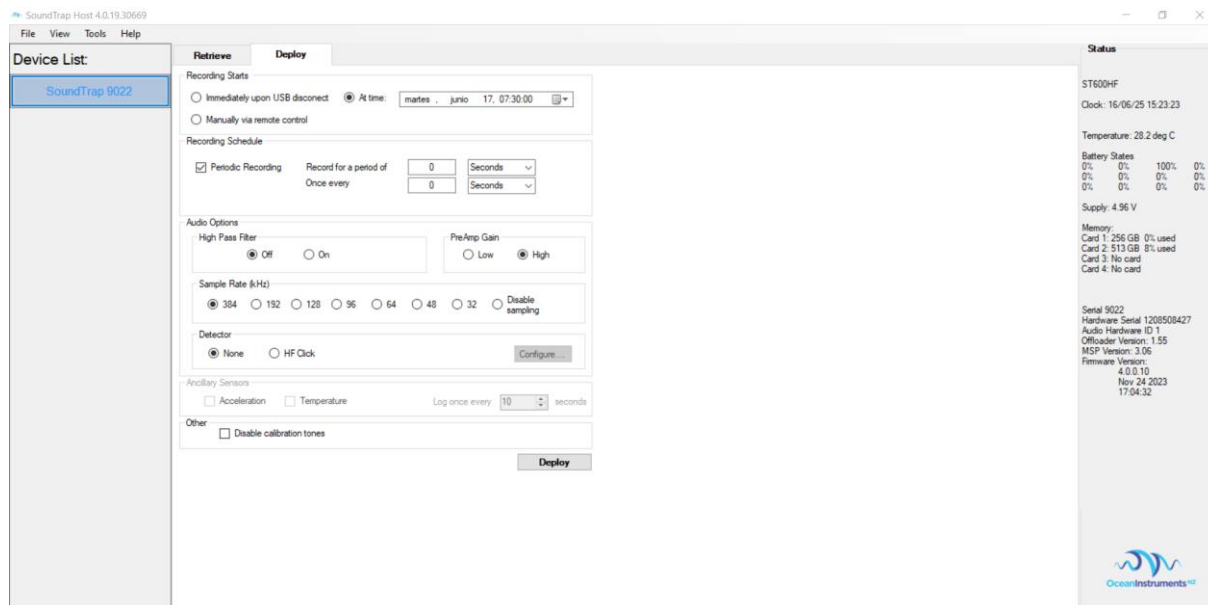


Figura 8: Imagen de la configuración del Soundtrap400 previa al despliegue en redes de arrastre

Está configurado sin el filtro de paso alto (High Pass Filter), lo que significa que se grabarán todas las frecuencias desde las más bajas. La ganancia de preamplificación (PreAmp Gain) se establece en "Alta", lo cual amplifica más las señales acústicas, útil para sonidos débiles. La frecuencia de muestreo está fijada en 384 kHz, lo que permite una grabación de muy alta resolución sonora. No se ha seleccionado ningún detector y no hay sensores auxiliares (como acelerómetro o temperatura) habilitados para registrar datos.

3.3.5.2 Ubicación de las cámaras en la red de pesca

Con el objetivo de maximizar la probabilidad de detección de delfines en distintas zonas de la red, las cámaras se instalan en diversas posiciones estratégicas a lo largo del arte de pesca (Figura 9 y Figura 10). Las ubicaciones específicas son las siguientes:

- En el interior de la boca de la red, orientada hacia el exterior, justo detrás de la relinga superior.
- Al inicio del copo, con orientación hacia atrás.
- A aproximadamente dos metros del extremo final del copo, también orientada hacia este.
- En la mitad de la red, en la parte superior, con cámaras orientadas tanto hacia el final de la red.
- En los laterales de la red, orientadas hacia atrás.



Esta disposición permite cubrir distintos ángulos de visión y zonas de tránsito potencial de los cetáceos, con el fin de obtener una visión lo más completa posible del comportamiento de los delfines en interacción con el arte de pesca.

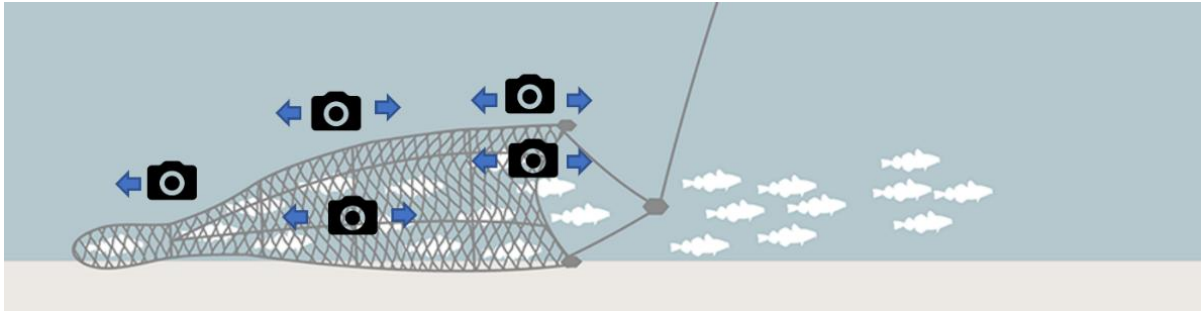


Figura 9: Posiciones de las diferentes cámaras instaladas en las redes de arrastre durante el proyecto COSTtERA-2.



Figura 10: Ejemplo de la cámaras e hidrófono instaladas sobre la red de pesca.

3.3.5.3 Procedimiento operativo durante los lances

Para cada lance se instalaron entre 1 y 4 cámaras, además del hidrófono. El número de cámaras se ajusta según la embarcación y las condiciones meteorológicas, ya que su instalación y retirada supone entre 5 y 10 minutos adicionales de operación.



Figura 11: Patrón de la embarcación e investigadora del Proyecto instalando las cámaras antes del lance.

Antes de cada lance, las cámaras se colocan en las posiciones seleccionadas y se fijan adecuadamente (Figura 11). Tras cada lance, se recogen para cambiar las baterías y reprogramar la grabación.

Aquellas cámaras que permiten programar su activación se programaban para que se activaran en aquellas zonas de mejores condiciones y en función de la duración del vuelo (cuando la red se encuentre arrastrando y a una profundidad adecuada para la captura de imágenes).

Cada cámara emplea tarjetas microSD de 128 GB o 256 GB, lo que permite grabar toda la jornada sin necesidad de cambiarlas.

3.3.5.4 Operativa de las embarcaciones

Durante el estudio las embarcaciones realizaron sus operaciones con normalidad. Los embarques se realizaron en días con condiciones meteorológicas favorables, es decir, viento menor o igual a 3 en la escala de Beaufort, y días sin nubosidad, para favorecer una mejor iluminación en el fondo.

3.3.5.5 Mantenimiento del material



Al finalizar cada jornada, se debe realizar el mantenimiento del equipo: el hidrófono, las cámaras y sus carcasas se lavan con agua dulce, se secan cuidadosamente y se engrasa el *o-ring* para asegurar la impermeabilidad de las carcasas en futuras inmersiones.

3.3.5.6 Recogida de datos

En cada jornada de estudio una investigadora se embarcó en uno de los arrastreros seleccionadas durante toda la jornada para instalar las cámaras en las redes de esa embarcación y recogerlas después de cada lance.

Durante la jornada, para cada lance con cámaras e hidrófono instalado se recoge el recorrido realizado y datos referentes a las condiciones meteorológicas, marítimas y la presencia o ausencia de delfines.

3.3.6 Análisis de datos de los vídeos submarinos

El visualizado de todos los vídeos se llevó a cabo con el visor VLC e *Insta360 Studio* acelerando su reproducción al doble para agilizar las horas de visualización.

Para cada vídeo, se registró en una base de datos la presencia de sonidos emitidos por los delfines y la presencia o ausencia de delfines.

Durante las imágenes donde aparecen delfines se registraron aquellos eventos de comportamiento que observaban (movimiento brusco de cabeza, escaneo, captura de presa, natación rápida, natación estática, etc.) y se englobaron en estados de comportamiento (viaje, alimentación, socialización y otros). En la Tabla 3 se pueden observar las descripciones de cada evento identificado durante la observación de los vídeos.

Estado	Evento	Descripción
Viaje	Natación activa	El individuo nada activamente hacia un rumbo
	Natación pasiva	El individuo se deja caer
	Natación lateral	El individuo nada sobre un costado
	Natación invertida	El individuo nada boca arriba
	Natación tirabuzón	El individuo nada dando vueltas sobre sí mismo
	Natación superficie	El individuo nada hacia la superficie
	Natación cruzada	El individuo nada de un lado a otro de la red, sin un rumbo directo.
Alimentación	Búsqueda (escaneo con la cabeza)	Movimiento de la cabeza de lado a lado
	Búsqueda (invertido)	Desplazamiento lento con la parte ventral hacia arriba o el lateral, con la parte dorsal contra la red



	Búsqueda (movimiento brusco cabeza)	Movimiento rápido de la cabeza de un lado a otro con captura de pez
	Búsqueda (natación estática)	Se mantiene en la misma posición, sin avanzar ni retroceder
	Búsqueda (natación lateral)	Se desplaza sobre un lateral
	Búsqueda (no determinado)	Comportamiento asociado con la búsqueda, no descrito anteriormente
	Captura presa	Captura de la presa
Socialización	Interacción entre individuos	Los individuos nadan conjuntamente y se persiguen o interactúan entre ellos físicamente
Otros	Rascarse con la red	El individuo roza la piel con la red
	Trampolining	El animal se desplaza rozándose sobre la red cada 2 segundos aproximadamente
	Observar red	El individuo observa la red (en el momento de calar o recoger la red)

Tabla 3: Etograma que define los estados de comportamiento y los eventos de comportamiento submarino registrados en este estudio

Estos comportamientos se clasificaron según la posición de la cámara en la red (copo, medio, lateral, boca e interior) para poder identificar los puntos calientes donde son más comunes los comportamientos relacionados con la alimentación u otro comportamiento. De la misma manera se registró la dirección del delfín o delfines durante cada evento (hacia la garganta/inicio de la red o hacia el copo/final de esta).



3.4 A4- Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras

El objetivo principal de esta acción ha sido desarrollar un sistema automatizado para la detección de delfines en imágenes extraídas de grabaciones submarinas, utilizando técnicas avanzadas de visión por computadora. Para lograrlo, se implementan modelos de detección de objetos de última generación, optimizando su precisión y eficiencia en el análisis de videos en tiempo real. Este sistema permitirá identificar la presencia de delfines en diversas condiciones ambientales, facilitando estudios de comportamiento y monitoreo de estas especies.

3.4.1 El uso de la Inteligencia Artificial (IA) en el estudio de fauna marina

La Inteligencia Artificial desarrolla un papel cada vez más importante en el seguimiento y la conservación de especies. La visión por computadora emerge en este campo como una herramienta clave en la detección y el seguimiento de fauna, tanto marina como terrestre, ya que permite la identificación de objetos, el seguimiento en tiempo real o la extracción de datos cuantitativos a partir de imágenes digitales de manera automatizada ((Norouzzadeh et al., 2018; Willi et al., 2019; Tabak et al., 2019). Esta tecnología se ha utilizado para la prevención de caza ilegal (Sisodia et al., 2023), por ejemplo, o la detección de amenazas ambientales (Alhashmi et al., 2024; Canelas et al., 2024) o incluso en la localización por imágenes de satélite ((Sisodia et al., 2023). De hecho, el proyecto CETI nació con el objetivo de investigar la comunicación de los cachalotes a través de la IA con el fin de poderse comunicar con ellos (Andreas et al., 2022).

Algunos autores han utilizado algoritmos para el reconocimiento de individuos o especies, a través de la foto-identificación en grandes bases de datos (Moskvyak et al., 2019; Weideman et. al 2017), las cuales van aumentando a medida que aumenta la tecnología y el acceso a ella.

Otros autores han utilizado Yolo para la detección o clasificación de megafauna marina (Kuhlane 2023) en imágenes de vídeo. Además, Alhashmi y coautores 2024 evaluaron y compararon los modelos YOLOv7 y YOLOv8 en la identificación y clasificación de delfines mulares y calderones grises en las aguas de Fujairah (Emiratos Árabes). Los resultados demostraron que ambos modelos presentan un buen desempeño, aunque YOLOv8 ofrece una precisión ligeramente superior (Figura 12).

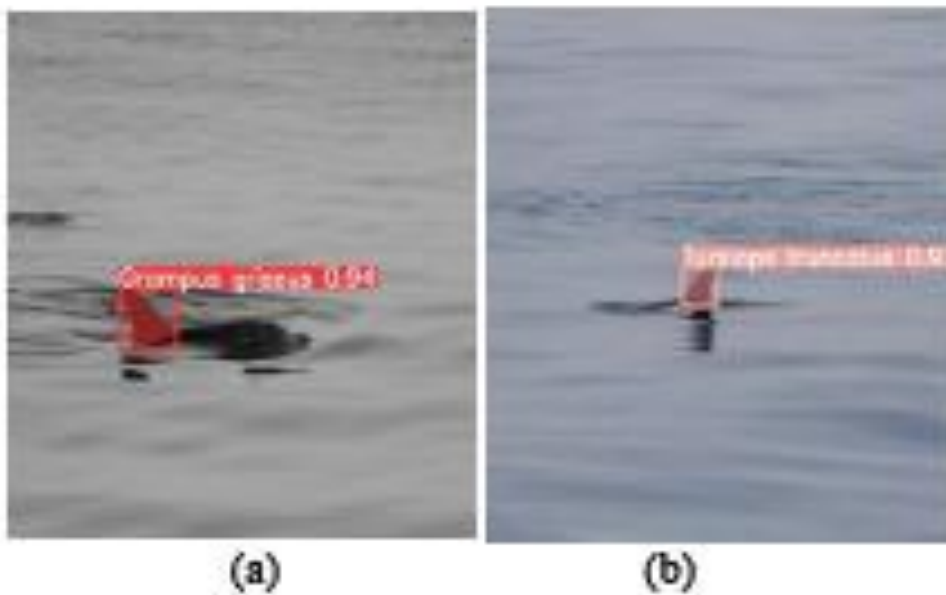


Figura 12. Ejemplos de prueba de clasificación de delfines. (a) El modelo entrenado identifica con precisión al delfín *Grampus griseus* basándose en la forma de su aleta caudal. (b) Identificación de *Tursiops truncatus*. (Fuente: Alhashmi et al., 2024)

3.4.1.1 La detección de objetos

La detección de objetos es una tarea fundamental en la visión por computadora que consiste en identificar y localizar objetos de interés en imágenes o videos. A diferencia de la clasificación de imágenes, donde se asigna una etiqueta a una imagen completa, la detección de objetos proporciona coordenadas espaciales de los objetos detectados.

Con el desarrollo de redes neuronales convolucionales (CNN), la detección de objetos ha mejorado en poco tiempo, tanto en precisión como en velocidad. Algunos de los modelos más utilizados incluyen:

- **R-CNN (Regions with CNNs):** Propuesto por Girshick et al. (2014), este método utiliza propuestas de regiones para detectar objetos con una CNN preentrenada.
- **Fast R-CNN:** Mejora la eficiencia de R-CNN mediante el uso de una sola CNN para extraer características de toda la imagen (Girshick, 2015).
- **Faster R-CNN:** Introduce la Red de Propuesta de Regiones (RPN) para acelerar el proceso de selección de regiones (Ren et al., 2015).



La tarea de *tracking* se basa en aplicar la técnica de detección de objetos durante una serie de *frames* consecutivos. La problemática reside en el tiempo de procesado del algoritmo para realizar dicha tarea en tiempo real (Yilmaz et al., 2006).

Si se tiene en cuenta la precisión y la velocidad, medida en *frames* por segundo (FPS) procesados de las dos metodologías más utilizadas basadas en aprendizaje profundo para detección de objetos (Faster R-CNN y SSD) (Tabla 4), se ve que solo podrían aplicarse a la detección de objetos estáticos o vides en *time-lapse*.

Modelo	Precisión (mAP)	Frames por segundo (FPS)	Ventajas	Desventajas	Referencias
YOLO	Alta	40-155	Muy rápido, eficiente en hardware limitado, adecuado para aplicaciones en tiempo real.	Menos preciso en objetos pequeños o solapados.	Ultralytics Ashraf, M. (2024). Upulie 2021 Wang et al., 2023
SSD	Media	22-46	Rápido en inferencia, buena alternativa para dispositivos móviles.	Menor precisión en comparación con YOLO y Faster R-CNN.	Liu et al., 2016. Ashraf, M. (2024).
Faster R-CNN	Muy alta	5-10	Precisión excelente en objetos pequeños o difíciles de detectar.	Computacionalmente costoso, no adecuado para tiempo real.	Ren et al., 2015 Keylabs

Tabla 4: Comparación entre los diferentes modelos de detección de objetos

Con el fin de mejorar el tracking de detección de objetos y llegar a un compromiso entre precisión en la detección y FPS procesados, nació Yolo (You Only Look Once), que fue introducida por Redmon et al. en 2016. YOLO es un modelo de detección de objetos basado en redes neuronales convolucionales (CNN), que a diferencia de los métodos tradicionales que utilizan regiones propuestas, emplea un enfoque de predicción única, permitiendo realizar la detección en una sola pasada de la imagen a través de la red neuronal (Figura 13).

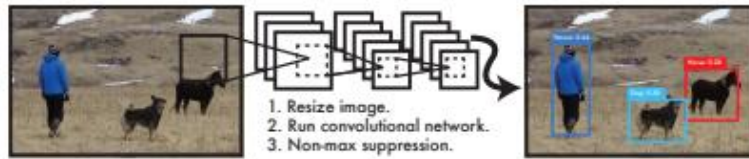


Figura 13: El sistema de detección YOLO. (1) redimensiona la imagen de entrada a 448×448 , (2) ejecuta una única red convolucional sobre la imagen y (3) aplica un umbral a las detecciones resultantes según la confianza del modelo (Fuente: Redmon et al., 2016).

Yolo realiza una división de la imagen en un grid $S \times S$. Para cada celda se predicen B *bounding boxes* y un nivel de confianza (i.e. si hay o no objeto y que objeto de todas las clases es) (Figura 14)

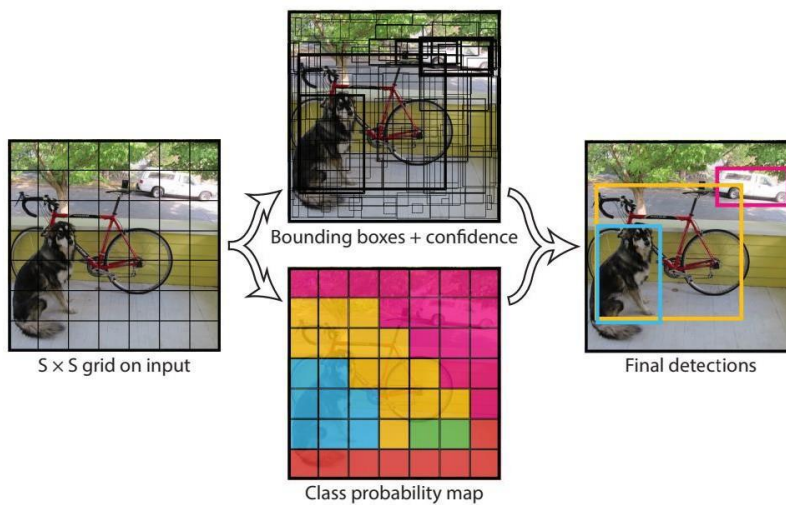


Figura 14: Funcionamiento del proceso de detección de objetos en YOLO (Fuente: Redmon et al., 2016)

Posteriormente se utilizan CNN para extraer las características. Las predicciones se realizan mediante dos capas densamente conectadas (fully connected layers) después del último bloque convolucional. Procesan la imagen de entrada a través de múltiples capas convolucionales. Estas capas extraen características esenciales de la imagen, permitiendo al modelo identificar objetos dentro de la escena (Figura 15).



Se estructuró el conjunto de datos en carpetas de entrenamiento (*train*) y validación (*val*) con una proporción del 80% y 20%, respectivamente.

Los modelos de detección de objetos necesitan aprender qué es un objeto específico y dónde se encuentra dentro de una imagen. Para lograr esto, cada imagen en el conjunto de datos debe estar acompañada de un archivo de anotación que contenga la información de las coordenadas de los objetos en un formato adecuado para el modelo. En el caso de modelos basados en YOLO, las anotaciones se almacenan en archivos .txt con el mismo nombre que la imagen, donde se describen las clases y las coordenadas normalizadas de los objetos dentro de la imagen. Este proceso permite que el modelo aprenda a identificar patrones visuales y pueda predecir correctamente la ubicación de los objetos en imágenes nuevas durante la inferencia.

Realizando una comparativa entre Roboflow y Labelimg (Tabla 5) se decidió utilizar Roboflow para el etiquetado de imágenes.

Característica	Labelimg	Roboflow
Tipo de herramienta	Software de etiquetado de imágenes	Plataforma de gestión de datos para visión por computadora
Instalación	Aplicación de escritorio (Windows, macOS, Linux)	Basado en la web (requiere cuenta)
Coste	Gratuito y de código abierto	Plan gratuito con límites
Interfaz	Básica y manual, requiere instalación local	Moderna, intuitiva y accesible desde el navegador
Anotaciones soportadas	Bounding boxes	Bounding boxes, segmentación, keypoints, clasificación
Formatos de exportación	PASCAL VOC, YOLO, COCO, TensorFlow CSV	Múltiples formatos (YOLO, COCO, VOC, TFRecord, etc.)
Automatización	No	Sí, permite auto-anotado y aumentación de datos
Colaboración	No, trabajo local en archivos	Sí, permite compartir proyectos en equipo
Gestión de datasets	Manual, el usuario organiza sus archivos	Plataforma completa para importar, organizar y procesar datos
Entrenamiento de modelos	No incluye herramientas de entrenamiento	Permite preprocesamiento y exportación a modelos de IA
Integración con otros sistemas	Compatible con frameworks de ML (TensorFlow, PyTorch, etc.)	Compatible con frameworks y modelos en la nube

Tabla 5: Comparación entre etiquetado con Labelimg y la herramienta online Roboflow

Se ha utilizado Grounding DINO (Zhang L. 2024) en Roboflow para el auto etiquetado “Auto Label” en un *batch* de 4,500 imágenes. Esto significa que el modelo ha detectado y etiquetado

automáticamente los objetos en las imágenes submarinas, sin necesidad de anotaciones manuales previas.

Grounding DINO no requiere entrenamiento en un *dataset* específico; en su lugar, puede detectar objetos simplemente con descripciones en texto como "dolphin underwater" o "fishing net", generando automáticamente los "bounding boxes" o cajas de anotación en las imágenes. Su capacidad para reconocer objetos en entornos complejos como el agua con baja visibilidad lo convierte en la mejor opción para acelerar la anotación de imágenes submarinas. Combina el uso de *transformers* con el procesamiento de lenguaje natural para identificar elementos en imágenes sin necesidad de un entrenamiento específico previo. Cuando recibe una imagen y una descripción como entrada, el modelo procesa ambas informaciones, extrae características relevantes y genera cajas alrededor de los objetos que coincidan con la descripción dada (Liu et al., 2024) (Figura 16).

A posteriori se verificaron las anotaciones generadas automáticamente y se ajustaron manualmente aquellas imágenes con detecciones erróneas o incompletas (Figura 17). Se aprobaron las imágenes correctas para integrarlas en el *dataset* final (Tabla 6).

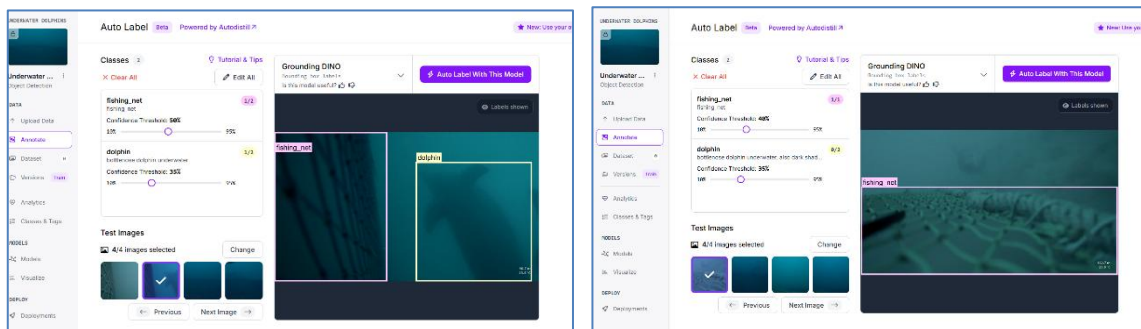


Figura 16: imágenes del proceso de auto-etiquetado en Roboflow, ajustando los umbrales de confianza para cada etiqueta en un set de imágenes de test.

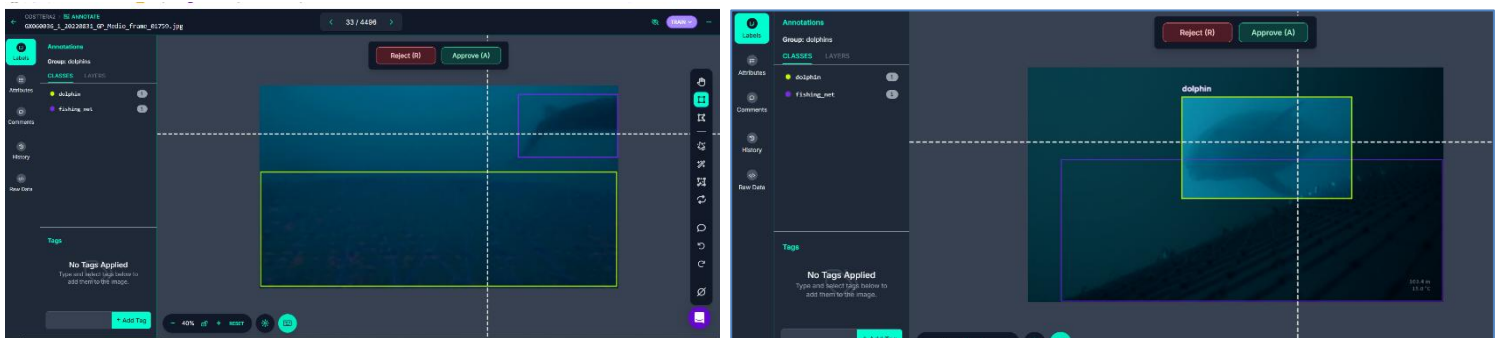


Figura 17: Imagen del proceso de aprobación con dos ejemplos del resultado de autoetiquetado. Izquierda: etiquetado erróneo del delfín y la red. Derecha: etiquetado correcto del delfín y la red.



Conjunto	Número de imágenes	Imágenes sin anotaciones	Número de clases	Clases
Entrenamiento	2.839	198	2	dolphin fishing_net
Validación	811	61	2	

Tabla 6: Dataset utilizado

3.4.3 Selección del modelo

YOLO se conforma como la mejor opción para este proyecto, ya que ofrece un balance óptimo entre precisión y velocidad, permitiendo la implementación de detección en video en tiempo real. SSD es una opción alternativa para dispositivos con menor capacidad de procesamiento, aunque su precisión es inferior. Faster R-CNN proporciona una mayor precisión, pero su rendimiento en video es limitado debido a su baja velocidad de inferencia.

Sin embargo, Yolo también tiene un coste de procesado elevado. Existen varias versiones de Yolo8 (Tabla 7) en base a sus características de procesado.

Modelo	Tamaño de Archivo	Velocidad	Precisión	Uso de memoria
YOLOv8n	Más pequeño (~6 MB)	Muy rápido	Menos preciso	Muy ligera
YOLOv8s	Mediano (~11 MB)	Rápido	Mejor precisión	Moderado
YOLOv8m	Grande (~23 MB)	Medio	Alta precisión	Requiere GPU
YOLOv8l	Muy grande (~43 MB)	Más lento	Mayor precisión	GPU alto
YOLOv8x	El más grande (~68 MB)	Más lento	Máxima precisión	Muchísima memoria

Tabla 7: Comparación de las características de procesado de las diferentes versiones de Yolo8 (Fuente: Ultralytics YOLOv8 Documentation <https://docs.ultralytics.com/es/models/yolov8/>)

El modelo YOLOv8n.pt (YOLOv8 Nano) es una versión optimizada de YOLOv8, diseñada específicamente para aplicaciones en dispositivos con recursos limitados, como teléfonos móviles, cámaras inteligentes y drones. Su arquitectura busca un equilibrio entre velocidad, eficiencia computacional y consumo energético, sin comprometer significativamente la precisión de detección.

Dado que este estudio se desarrolla en un entorno con restricciones de hardware, se han seleccionado las versiones YOLOv8n.pt y YOLOv8s para el entrenamiento del modelo, ya que ambas permiten realizar inferencias en tiempo real de forma rápida y eficiente, con un consumo reducido de memoria.



El modelo YOLOv8n.pt (YOLOv8 Nano) es una versión optimizada de YOLOv81 diseñada específicamente para aplicaciones en dispositivos con recursos limitados, como teléfonos móviles, cámaras inteligentes y drones. Su arquitectura busca equilibrar velocidad y eficiencia computacional sin comprometer significativamente la precisión de detección.

Por otro lado, YOLOv8s (Small) es más preciso y equilibrado, recomendado para aplicaciones en tiempo real donde se necesita mejor detección sin sacrificar mucha velocidad. La diferencia con Yolo8n se basa principalmente en la velocidad de inferencia (Yolo8n =1.3 ms por imagen; YOLOv8s: 2.8 ms por imagen) y en el número de parámetros. YOLOv8n es más del doble de rápido que YOLOv8s, pero a costa de precisión. Se entrena con las dos versiones para ver cuál cumple mejor el objetivo del presente estudio: la detección de delfines en videos submarinos.

3.4.3.1 Funcionamiento de Yolov8.n

La imagen de entrada pasa por dos convoluciones iniciales que aplican filtros de 16 y 32 canales, respectivamente. Se utiliza un stride de 2 en cada convolución para reducir la resolución de la imagen, lo que permite una mayor eficiencia en el procesamiento.

```
def initial_convolution(input_image):
```

```
    conv1 = Conv2D(filters=16, kernel_size=3, stride=2, activation='SiLU')(input_image)
```

```
    conv2 = Conv2D(filters=32, kernel_size=3, stride=2, activation='SiLU')(conv1)
```

Además, cada convolución es seguida por BatchNorm2D para estabilizar el entrenamiento y una función de activación SiLU (Swish), lo que mejora la representación de características.

Después de las convoluciones iniciales, el modelo emplea bloques denominados C2f (Cross-Stage Partial Networks - CSP) y Bottleneck, los cuales permiten que el modelo aprenda de manera eficiente con una menor cantidad de parámetros.

Los bloques C2f combinan convoluciones 1x1 con *skip connections*, lo que reduce la redundancia y mejora la capacidad del modelo para captar relaciones espaciales.

Los *Bottlenecks* aplican dos convoluciones 3x3 seguidas de normalización y activación, lo que ayuda a profundizar el modelo sin incrementar excesivamente la cantidad de cálculos.

```
def bottleneck_block(input_tensor, filters):
```

```
    conv1 = Conv2D(filters, kernel_size=1, activation='SiLU')(input_tensor)
```

```
    conv2 = Conv2D(filters, kernel_size=3, activation='SiLU')(conv1)
```

¹ <https://github.com/ultralytics/assets/releases/download/v8.3.0/yolov8n.pt>



```
shortcut = Add()([conv2, input_tensor]) # Skip connection  
return shortcut
```

Estos bloques aparecen en varias capas, aumentando progresivamente el número de filtros de 32 a 256, permitiendo que el modelo aprenda características cada vez más complejas.

El modelo YOLOv8n incorpora la técnica SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast), que ayuda a captar información en múltiples escalas mediante operaciones de MaxPooling con diferentes tamaños de filtro.

Este módulo permite detectar objetos de diferentes tamaños dentro de la imagen al combinar información de distintas resoluciones.

```
def sppf_module(input_tensor):  
    pool1 = MaxPooling2D(pool_size=5)(input_tensor)  
    pool2 = MaxPooling2D(pool_size=9)(pool1)  
    pool3 = MaxPooling2D(pool_size=13)(pool2)  
    return Concatenate()([input_tensor, pool1, pool2, pool3])
```

Esta técnica mejora la robustez del modelo frente a escalas variables de los objetos en la imagen. Una vez que el modelo ha extraído todas las características relevantes, inicia la fase de decodificación, en la cual se reconstruye información para mejorar la precisión de la detección. Se emplea Upsampling para aumentar la resolución de las características aprendidas. Luego, se combina información de capas previas mediante Concat, lo que permite reutilizar detalles finos de resoluciones anteriores.

```
def decoding_stage(input_tensor, skip_tensor):  
    upsampled = UpSampling2D(size=2)(input_tensor)  
    merged = Concatenate()([upsampled, skip_tensor])  
    return merged
```

Esta combinación de técnicas mejora la capacidad de generalización del modelo.

La capa final del modelo, denominada Detect, se encarga de predecir las coordenadas de los objetos en la imagen, la clase del objeto detectado y el nivel de confianza en la detección. Para esto, se emplean capas convolucionales 3x3 y un mecanismo llamado DFL (*Distribution Focal Loss*), el cual mejora la precisión de las cajas delimitadoras (*bounding boxes*).

```
def detection_layer(input_tensor):  
    conv_final = Conv2D(filters=64, kernel_size=3, activation='SiLU')(input_tensor)  
    bounding_boxes = Conv2D(filters=4, kernel_size=1, activation='sigmoid')(conv_final)  
    class_scores = Conv2D(filters=num_classes, kernel_size=1,  
activation='softmax')(conv_final)  
    confidence = Conv2D(filters=1, kernel_size=1, activation='sigmoid')(conv_final)  
    return [bounding_boxes, class_scores, confidence]
```

Finalmente, la salida de esta capa proporciona las predicciones sobre qué objetos se han detectado y dónde se encuentran en la imagen.

La diferencia entre YOLOv8n (nano) y YOLOv8s (small) radica principalmente en la cantidad de parámetros, el número de filtros, la profundidad de la red y el desempeño en precisión y velocidad, pero la arquitectura es básicamente la misma.

3.4.4 Métricas de evaluación

La evaluación del rendimiento de los modelos de detección de objetos se basa en métricas específicas que permiten cuantificar su precisión, capacidad de localización y efectividad general. En este trabajo se emplearán las métricas descritas por Padilla et al. (2021) y las comúnmente utilizadas en el ecosistema YOLO2, ya que proporcionan una visión integral del desempeño del modelo en tareas de detección de objetos en imágenes y videos.

3.4.4.1 Intersección sobre la Unión (IoU)

El IoU (Intersection over Union) es una métrica fundamental en visión por computadora para evaluar qué tan bien un modelo de detección de objetos predice la ubicación de un objeto en una imagen. Se calcula como la relación entre la intersección y la unión de dos áreas (Figura 18):

² <https://docs.ultralytics.com/es/guides/yolo-performance-metrics/#object-detection-metrics>

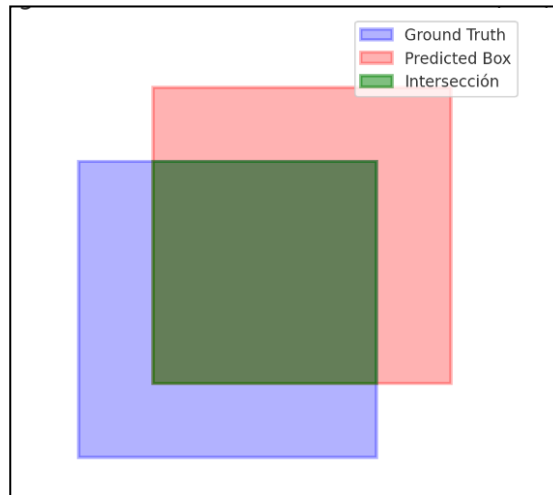


Figura 18: Diagrama de intersección sobre la unión. Caja azul: representa la Caja Real (Ground Truth), la anotación correcta del objeto en la imagen, Caja roja: representa la Caja Predicha (Predicted Box), generada por el modelo de detección. Área verde: es la intersección entre ambas cajas, que se utiliza para calcular el IoU. (Fuente: Imagen generada por ChatGPT (OpenAI, 2025))

Según el valor de IoU, se clasifica la detección en:

$$\text{IoU} = \frac{\text{Área Intersección}}{\text{Área de la Unión}}$$

- **Verdadero positivo (True Positive, TP):** Si $\text{IoU} > 0,5$, se considera que la detección es correcta.
- **Falso positivo (False Positive, FP):** Si $\text{IoU} < 0,5$ se considera que la detección es incorrecta.
- **Falso negativo (False Negative, FN):** Ocurre cuando el modelo no detecta un objeto existente, sin importar el valor de IoU.

3.4.4.2 mAP (Mean Average Precision):

La métrica **mAP** evalúa tanto la localización como la clasificación del objeto, integrando el rendimiento del modelo a través de múltiples umbrales de IoU. Es una de las métricas más importantes y completas para la evaluación de modelos de detección. Se consideran principalmente dos variantes:

- **mAP@0,5:** Calcula la media de la precisión cuando el umbral de IoU es igual o mayor al 50%. Esta métrica evalúa si el modelo puede detectar correctamente objetos con una superposición razonable. Es útil para análisis generales de rendimiento.



- **mAP@0,5:0,95:** Representa el promedio de mAP calculado a múltiples umbrales de IoU, desde 0,5 hasta 0,95 en pasos de 0,05. Esta métrica ofrece una evaluación más exigente y detallada del modelo, ya que mide su robustez en distintos grados de solapamiento.

3.4.4.3 Métricas de rendimiento del modelo

Estas métricas proporcionan una visión más detallada del comportamiento del modelo:

Precisión: Indica la proporción de detecciones correctas sobre el total de detecciones realizadas. Un valor alto implica que el modelo comete pocos errores al detectar objetos.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall (Sensibilidad o Exhaustividad): Mide la proporción de objetos presentes que el modelo logra detectar correctamente. Un valor alto indica que el modelo no deja pasar muchos objetos sin detectar.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **TP (True Positive / Verdadero Positivo):** El modelo detecta correctamente un objeto que está presente en la imagen y su localización es precisa (por ejemplo, $\text{IoU} \geq 0,5$).
- **FP (False Positive / Falso Positivo):** El modelo detecta un objeto que en realidad no está presente, o su localización no es suficientemente precisa ($\text{IoU} < 0,5$).
- **FN (False Negative / Falso Negativo):** El objeto está presente en la imagen, pero el modelo no lo detecta.
- **TN (True Negative / Verdadero Negativo):** Se refiere a los casos en los que el modelo correctamente no detecta ningún objeto donde no lo hay. Esta métrica no se usa comúnmente en detección de objetos.

F1-score es una métrica que combina precisión y recall en un solo valor, proporcionando una medida equilibrada del rendimiento del modelo, especialmente útil cuando hay un desbalance entre clases o cuando es importante tanto evitar falsos positivos como falsos negativos.

Se calcula como la media armónica entre precisión y recall:

$$F1 - \text{Score} = 2x \frac{\text{Precisión} \times \text{REcall}}{\text{Precisión} + \text{Recall}}$$

El valor del F1-score varía entre 0 y 1:



1 indica un rendimiento perfecto (precisión y recall altos).

0 indica un rendimiento muy bajo (el modelo falla en detectar correctamente los objetos o genera muchas detecciones erróneas).

3.5 A4 - Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras

Los delfines mulares son conocidos por su complejo uso del sonido, que desempeña un papel crítico en la navegación, la alimentación y las interacciones sociales. Sus vocalizaciones son probablemente las más estudiadas entre los mamíferos marinos. Su repertorio acústico incluye silbidos firma (signature whistles), clics de ecolocalización, sonidos de pulsos rápidos (burst-pulsed sounds) y llamadas tipo rebuzno (bray calls).

Los silbidos son sonidos tonales modulados en frecuencia producidos principalmente con fines de comunicación social. Por ejemplo, cada individuo desarrolla un silbido firma, es decir, un patrón de frecuencia único y estable que actúa como un identificador acústico individual ((Caldwell & Caldwell, 1965), (Janik & Slater, 1998)). Los silbidos firman se utilizan para mantener la cohesión del grupo, identificar individuos y coordinar el comportamiento. Los delfines pueden reconocer y responder a los silbidos firma de individuos cercanos incluso tras largos periodos de separación (Sayigh et al., 1999)

Los delfines utilizan clics como parte de un sistema avanzado de ecolocalización. Estos sonidos consisten en pulsos breves y de banda ancha que permiten determinar la distancia, forma, textura e incluso la estructura interna de los objetos a partir de los ecos de retorno (Au, 1993). La ecolocalización es esencial durante la caza, la navegación y el reconocimiento de objetos, especialmente en entornos con baja visibilidad. La tasa de repetición de los clics, su amplitud y su contenido espectral pueden ajustarse en función de las demandas de la tarea y de las características del objetivo. Durante la aproximación final a la presa, los delfines emiten buzzes, definidos como trenes rápidos de clics, lo que indica un ajuste dinámico para mantener la resolución espacial (Johnson et al., 2006).

Los burst-pulsed sounds son señales complejas y no tonales que han sido menos estudiadas, pero que desempeñan un papel importante en las interacciones sociales, especialmente durante encuentros agresivos o competitivos (Herzing, 2000). Estos sonidos suelen producirse en contextos de alta activación, como el apareamiento o la competencia por alimento, y pueden contribuir a la regulación del espaciamiento entre individuos y a la evitación de conflictos físicos.

Las bray calls son vocalizaciones de baja frecuencia que concentran la mayor parte de su energía por debajo de los 2,0 kHz y se interpretan como una forma de sonido burst-pulsed alternada con breves downsweeps (Janik, 2000). Estas emisiones pueden producirse de manera aislada o



formando secuencias prolongadas conocidas como braying bouts, consistentes en varias series continuas de bray calls sin separaciones perceptibles y con una duración que puede superar el minuto. Las series de bray calls están compuestas por elementos discretos, como gulps, grunts y squeaks, cuya combinación y orden podrían codificar distintos estados comportamentales o motivacionales (Tumino et al., 2022). Las bray calls se asocian predominantemente con actividades de alimentación.

La adopción del análisis bioacústico basado en aprendizaje profundo ha permitido avances significativos en la clasificación automática de vocalizaciones de mamíferos marinos, ofreciendo soluciones robustas para identificar patrones acústicos complejos y sutiles (Piczak 2015; Sandler 2018)

Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) han demostrado ser particularmente eficaces para extraer características jerárquicas a partir de representaciones espectrográficas del sonido, lo que las hace especialmente adecuadas para clasificar las vocalizaciones de los delfines mulares.

Sin embargo, la implementación práctica de las CNN, especialmente en entornos con recursos limitados, como los sistemas de monitoreo en campo, requiere arquitecturas que sean tanto computacionalmente eficientes como capaces de mantener una alta precisión de clasificación.

El objetivo de esta acción es era el de desarrollar y validar una metodología para el análisis acústico de la interacción entre delfines mulares y redes de arrastre en Cap de Creus, Cataluña. Utilizando grabaciones obtenidas mediante un hidrófono de alta frecuencia desplegado en la red de pesca, se implementó un flujo de procesamiento que combina técnicas clásicas de mejora de señal con herramientas avanzadas de aprendizaje profundo.

3.5.1 Secuencia de trabajo

El proceso metodológico parte de un conjunto de señales acústicas obtenidas en la red de pesca durante el período mayo–septiembre de 2025.

La Figura 19 muestra la metodología de análisis acústico se estructuró en varias etapas encadenadas, combinando herramientas automáticas de detección con revisión experta para garantizar la fiabilidad de los resultados en un entorno acústicamente complejo.

En primer lugar, se realizó la adquisición continua de datos hidroacústicos mediante un hidrófono SoundTrap 400 HP instalado en la red de pesca durante el período mayo–septiembre de 2025. Los registros obtenidos se caracterizaron por un elevado nivel de ruido de fondo asociado al funcionamiento de la embarcación y a las operaciones de pesca.

Como segunda fase, se llevó a cabo una exploración y preprocesamiento sistemático de los datos con el objetivo de mejorar la relación señal-ruido y facilitar la detección de vocalizaciones. Para ello se aplicaron técnicas de reducción de ruido basadas en sustracción espectral y eliminación de ruido por percentiles, junto con una inspección visual preliminar de los



espectrogramas. Las herramientas utilizadas son el programa comercial Raven Pro 1.6 y rutinas implementadas en Python utilizando bibliotecas estándar de computación científica. El procesamiento de audio se realizó mediante la librería librosa, mientras que la visualización y el manejo de imágenes se llevaron a cabo con matplotlib y SciPy.

Sobre los datos preprocesados se implementó un enfoque de detección automatizada en paralelo mediante dos herramientas especializadas: (i) un detector público de clics de alta frecuencia, orientado a identificar impulsos de ecolocalización en el rango 20–180 kHz, y (ii) un detector de whistles desarrollado internamente por el equipo, basado en el seguimiento de contornos tonales en el rango 1–20 kHz. De forma complementaria, se realizó una detección visual experta de eventos acústicos complejos, incluyendo vocalizaciones de baja frecuencia compatibles con bray calls.

Las detecciones automáticas y visuales fueron posteriormente sometidas a un proceso de validación y curado manual mediante revisión detallada de los espectrogramas, eliminando falsos positivos y confirmando eventos relevantes. Este proceso permitió construir una base de datos depurada de eventos acústicos clasificados en tres grandes categorías: clics, silbidos y vocalizaciones de tipo gulp/bray-like.

Finalmente, sobre este conjunto validado se realizó un análisis cuantitativo de frecuencias, duraciones y tasas de emisión, y se utilizó como base para el desarrollo preliminar de un clasificador basado en redes neuronales convolucionales (CNN), orientado a automatizar en fases posteriores la discriminación entre tipos de vocalizaciones y el reconocimiento de patrones acústicos de interés en la población estudiada.

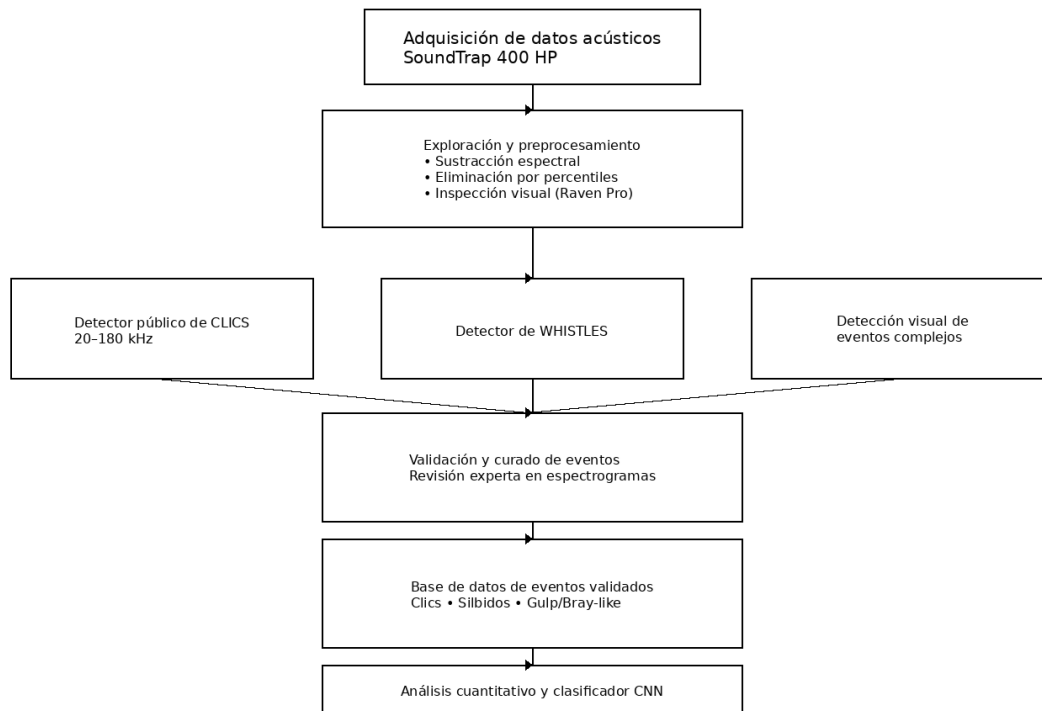


Figura 19: Esquema metodológico

Además de los detectores clásicos de clics y silbidos, se desarrolló un detector automático basado en aprendizaje profundo (Deep Learning) con el objetivo de avanzar hacia la automatización de la clasificación de eventos acústicos en condiciones reales de pesca.

3.5.2 Análisis previo

Se han analizado las señales acústicas obtenidas mediante un hidrófono SoundTrap 400 HP (Ocean Instruments) instalado en la red de pesca. Las señales acústicas se corresponden con 13 archivos de audio, con fechas de grabación 28 y 30 de mayo, 3, 6, 13, 18 y 25 de junio, 1 de julio, 25 y 26 de agosto, 2 y 18 de septiembre y 13 de noviembre de 2025.

El hidrófono de alta frecuencia va equipado con un transductor acústico que se suministra calibrado según la hoja de calibración adjunta en la Figura 20:



Device	9022
Hydrophone	2685
Calibration	Nov 25, 2024 1:05 am

Calibration Record

Test	Date	Nov 25, 2024 1:05 am
	Location	Ocean Instruments
Device	Model	ST400HF
	Serial No	9022
	Manufactured	Nov 25, 2024 11:57 pm
	HP Serial No	2685
	HP Assigned	Nov 25, 2024 11:59 pm
	HP Model	1
Source	Model	GRAS 42AA
	Serial	306133
	Frequency	250 Hz Hz
Calibration	High Gain	176.5 dB re. 1 µPa
	Low Gain	189.1 dB re. 1 µPa
	Tone Level	135.4 dB re. 1 µPa (RTI)

Figura 20 Hoja de calibración del transductor acústico

La configuración de medición se especifica en la Tabla 8:

Parámetro	Valor
Filtro pasa altas	Off
Frecuencia de muestreo	384 kHz
Preamplificador	Modo High

Tabla 8: Configuración del equipo de medición

Las señales adquiridas presentan unos valores de ruido de fondo elevados. El ruido de fondo se corresponde con el propio ruido de la embarcación y los ruidos asociados al proceso de pesca.

A partir del análisis previo de los datos se propone una reubicación del hidrófono con el objetivo de reducir el ruido de fondo, que pasa a instalarse en el centro de la red, donde mejora la relación señal-ruido. Asimismo, el margen dinámico de la señal es adecuado para el procesado de los datos.

3.5.3 Exploración y preprocesamiento de datos acústicos

3.5.3.1 Denoising

En una primera fase se ha utilizado la sustracción espectral (Boll, S., 2003) como método para la reducción del ruido aditivo (*denoising*) procedente del propio proceso de pesca y de la embarcación.

Si bien las pruebas de escucha subjetiva proporcionan indicios cualitativos, la evaluación objetiva sigue siendo un desafío debido a la ausencia de un *ground truth* en muchos escenarios reales. Como se ilustra en la Figura 21, el espectrograma tras el proceso de reducción de ruido, presenta una mejora significativa en la claridad, haciendo que vocalizaciones previamente enmascaradas resulten visualmente más discernibles y con mayor contraste. Esta mejora parece deberse a la reducción de la interferencia de ruido impulsivo, lo que incrementa la relación señal-ruido (SNR).

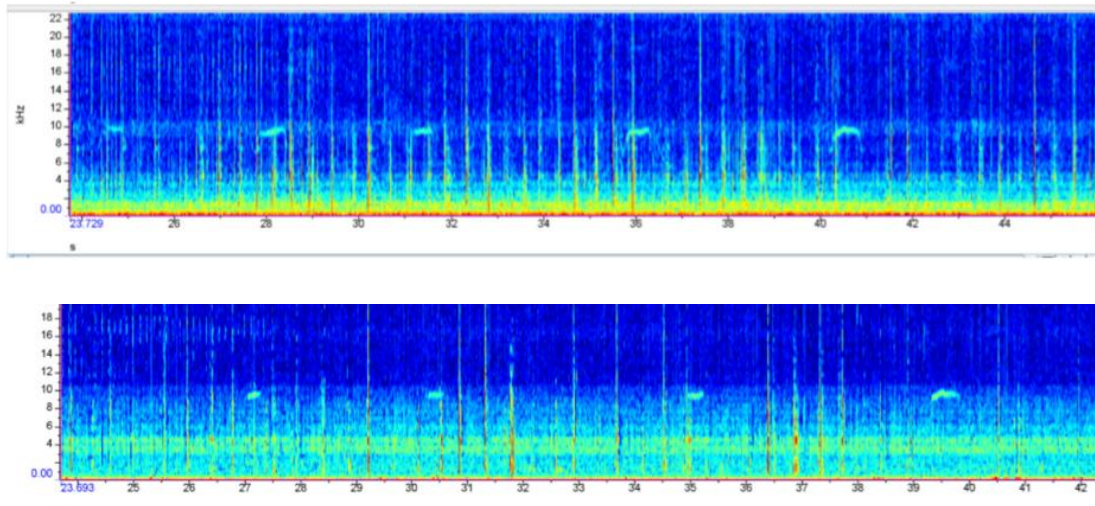


Figura 21: Espectrograma original (superior) versus espectrograma una vez aplicado el proceso de denoising (inferior). Señal acústica del 28 de mayo de 2025 a las 14:00

En las Figura 22 y Figura 23 se muestran varios espectrogramas de eventos acústicos identificados sin el procesado de *denoising* y tras su aplicación. Se puede comprobar la mejora en la claridad de los espectrogramas, así como la cuantificación de los valores de entropía iniciales y tras el procesado.

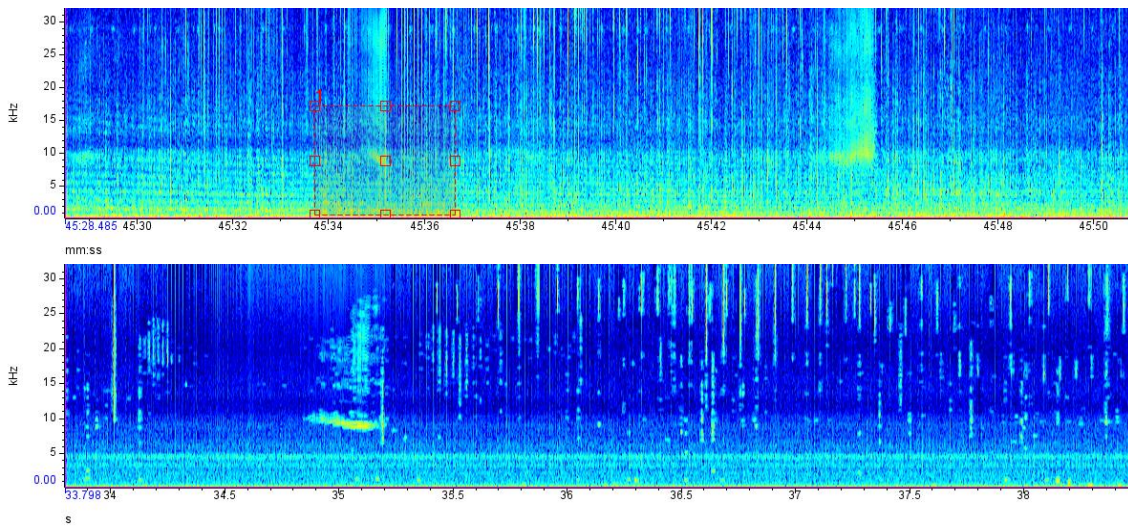


Figura 22: Espectrograma con reducción de ruido que hace más visible la vocalización de interés (nótese que existe un desfase de 45 minutos entre los datos con ruido y los datos con reducción de ruido, debido a que los datos se procesan en segmentos de 5 minutos; por lo tanto, 45:35 en la figura anterior corresponde a 35 segundos en la figura actual). La entropía promedio medida es 3.3752.

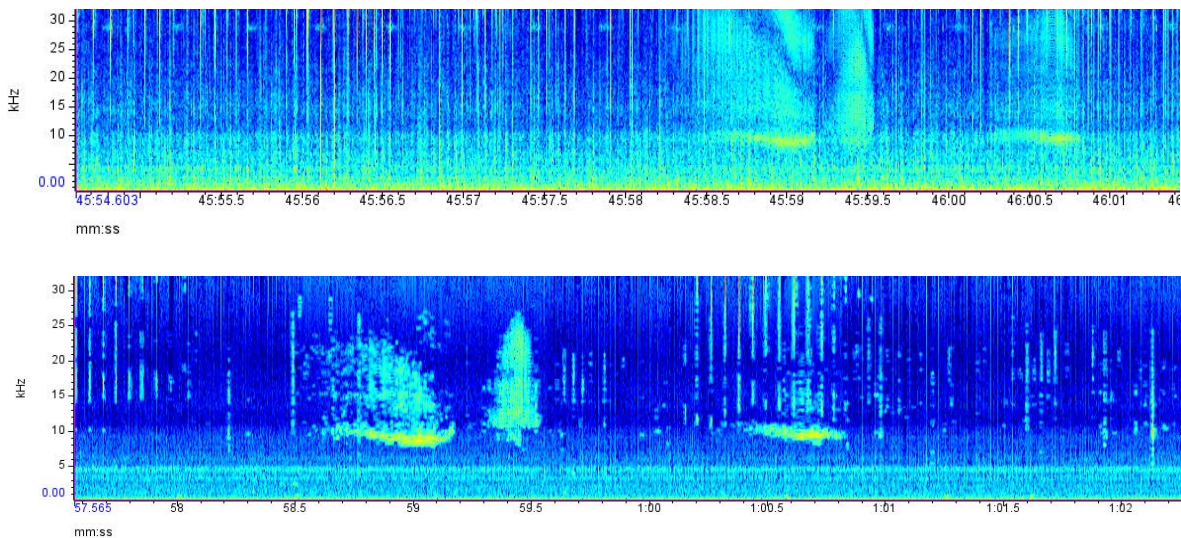


Figura 23: Espectrograma con reducción de ruido (denoised) en el que la vocalización es más visible. La entropía promedio medida es 3.4249.

Aunque la sustracción espectral destaca por su bajo coste computacional y su facilidad de implementación, presenta ciertas limitaciones. Entre ellas, la más significativa es la aparición de artefactos conocidos como *ruido musical*, perceptibles como componentes tonales aleatorios generados durante el proceso de mejora de la señal (Berouti, M. et al., 1979). Estos artefactos se deben principalmente a la variabilidad estadística en la estimación del espectro de ruido y a las



imperfecciones inherentes al procedimiento de sustracción. Cuando el ruido es no estacionario o cambia rápidamente en el tiempo, puede mantenerse un nivel apreciable de ruido residual, reduciendo la eficacia del método. Para contrarrestar esta situación, se complementó el procesamiento automático con una selección y eliminación manual del ruido en aquellos casos donde el algoritmo no resultó suficientemente eficaz. Este enfoque combinado permite preservar las características esenciales de la señal original al tiempo que se minimizan los artefactos introducidos durante el proceso de *denoising*.

Para obtener una evaluación más precisa de la eficacia en la reducción del ruido, se empleó la entropía (Cover, T. M., 1999) como indicador cuantitativo del proceso de *denoising*. La entropía refleja el nivel de desorden o aleatoriedad presente en una señal; en consecuencia, una disminución de este parámetro tras el filtrado sugiere una mayor estructuración de la información acústica y una mejora en la definición del contenido espectral. En promedio, considerando todas las grabaciones, se observó una reducción del 17% en la entropía, tal como se ilustra en los ejemplos presentados en las Figura 21, Figura 22 y Figura 23.

3.5.4 Detección y clasificación

Una vez aplicado el anterior proceso, se ha realizado un etiquetaje experto de los eventos acústicos correspondientes a delfines mulares.

El etiquetado se ha realizado sobre la representación en formato de espectrograma sobre un STFT (Short-time Fourier transform) calculado con una ventana de Hanning de 512 muestras, con un overlap del 90%.

Se han anotado para la fase de deep learning un total de 1650 segmentos correspondientes a 1000 clics o series de clics, 500 silbidos, 150 gulps y 1650 de ruido de fondo.

Posteriormente se implementa una red neuronal para una clasificación automática. El enfoque adoptado se fundamentó en una arquitectura de red neuronal convolucional ligera, inspirada en MobileNetV2 (Sandler, M. et al., 2018), ampliamente utilizada en análisis de espectrogramas en bioacústica marina y monitorización acústica pasiva (PAM). Esta arquitectura se caracteriza por el uso de depthwise separable convolutions, lo que reduce significativamente el número de parámetros y el coste computacional en comparación con redes profundas tradicionales, manteniendo una capacidad elevada para aprender patrones acústicos complejos (Figura 24).

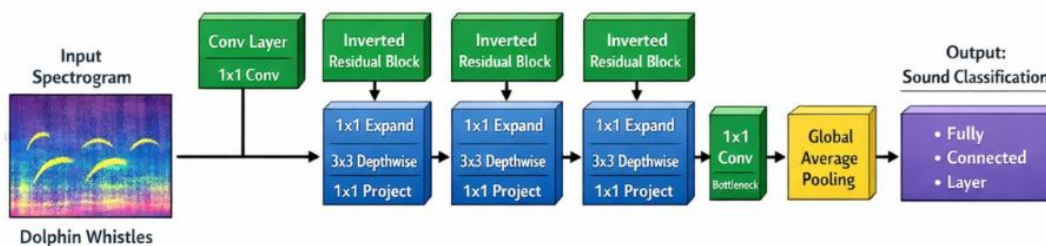


Figura 24: Arquitectura MobileNetV2

Para adaptarse a los requisitos de entrada de MobileNetV2, los espectrogramas se normalizaron en el intervalo [0, 1] y se transformaron en imágenes RGB. Posteriormente, cada espectrograma fue redimensionado a 224 × 224 píxeles mediante interpolación bicúbica, con el fin de ajustarse a las dimensiones de entrada esperadas por la red.

Las etiquetas de referencia (ground truth) fueron proporcionadas por un anotador experto, quien identificó y clasificó los segmentos de espectrograma que contenían silbidos, clics, gulps o ruido de fondo. Estas anotaciones sirvieron para la construcción de los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba utilizados en el modelo.

El conjunto de datos está compuesto por 3300 segmentos acústicos anotados manualmente por un experto, distribuidos en cuatro clases:

- 1000 clics
- 500 silbidos
- 150 gulps
- 1650 ruido de fondo

Se construyeron conjuntos de entrenamiento, validación y prueba (15% reservado para test), teniendo en cuenta el desbalance de clases existente.

En cuanto a la clasificación (Figura 25):

La precisión de entrenamiento convergió hacia ~96%.

La precisión de validación se estabilizó entre 90–93%.

La diferencia reducida entre ambas curvas indica buena generalización y ausencia de sobreajuste significativo.

La matriz de confusión mostró un rendimiento robusto pese al fuerte desbalance de clases.

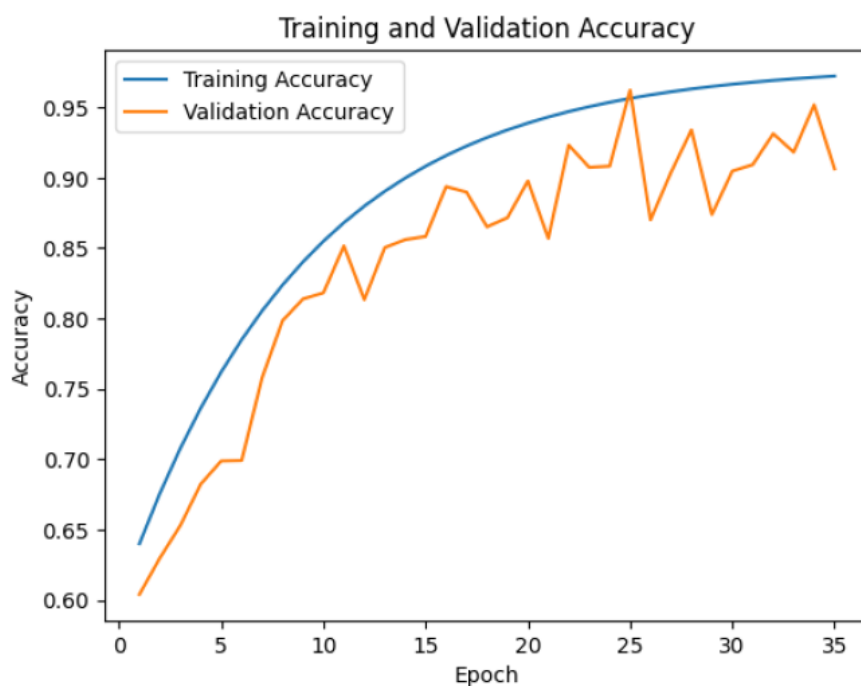


Figura 25: Evolución del proceso de entrenamiento y precisión de la validación

Las principales confusiones se produjeron entre clics y ruido de fondo, probablemente debido a la similitud entre ruido impulsivo de embarcaciones y señales de ecolocalización.

La precisión por clase, representada en la Figura 26, muestra un rendimiento consistente entre las distintas categorías. Los *gulps* alcanzan valores elevados de precisión a pesar de constituir la clase menos representada del conjunto de datos. Por su parte, los clics y el ruido de fondo presentan precisiones superiores a 0,9, evidenciando una discriminación robusta entre estas señales. En contraste, los silbidos muestran una precisión ligeramente inferior, atribuible principalmente a solapamientos espectrales con clics y ciertos eventos de ruido impulsivo procedentes probablemente de la embarcación y el setup de measurement.

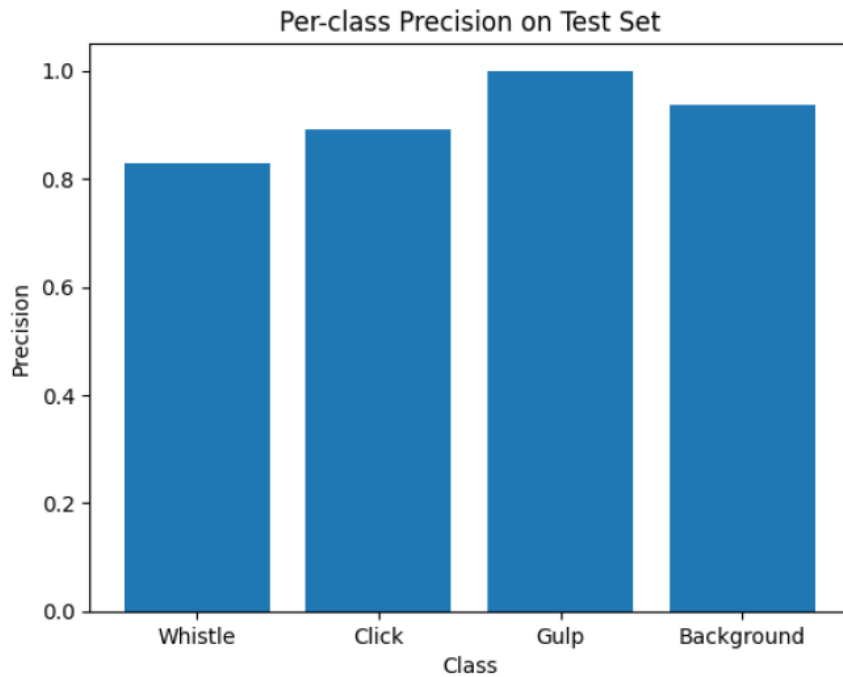


Figura 26: Precisión de la red neuronal implementada. Valores por clase de evento acústico.

En conjunto, el modelo demuestra ser robusto bajo condiciones de baja SNR y desbalance de clases, mostrando potencial para aplicaciones de monitorización acústica en tiempo real y sistemas embebidos.

4 RESULTADOS

4.1 A1 - Encuestas a pescadores del norte de Cataluña

En el marco de este proyecto se han realizado un total de 116 encuestas, 65 de ellas a embarcaciones de arrastre de fondo, lo que representa aproximadamente el 37% de la flota de arrastre estimada en el norte de Cataluña, y 51 a embarcaciones de trasmallo, correspondientes al 31% de la flota estimada de trasmallo de las principales confradías de Cataluña.

Cofradía	Encuestas	Trasmallo	Arrastre
Llançà	4	2	2
Roses	6	2	4
Port de la selva	1	1	0
Palamós	14	5	9
Blanes	8	2	6
TOTAL GIRONA	33	12	21
Ampolla	9	9	0
Cambrils	8	3	5
Ametlla de mar	13	8	5
Tarragona	10	2	8
La Ràpita	16	6	9
Les cases d'Alcanar	7	5	2
TOTAL TARRAGONA	63	33	29
Barcelona	4	1	3
Arenys de mar	6	1	6
Vilanova i la Geltrú	10	4	6
TOTAL BARCELONA	20	6	15
Total Cataluña	116	51	65

Tabla 9: Tabla resumen de las encuestas realizadas, totales a la flota de trasmallo y la flota de arrastre.



Figura 27: Equipo de SUBMON entrevistando a Pescadores de arrastre (izquierda) y trasmallo (derecha).



En el caso de Palamós, la cofradía no facilitó el acceso a la investigadora encargada de realizar las encuestas y no se pudieron realizar las encuestas personalmente. La secretaría se encargó de contestar las preguntas generales de la situación de los pescadores de trasmallo de la cofradía respecto a las interacciones con los pescadores y se han contabilizado para el estudio. A continuación, se presentan los resultados obtenidos para cada tipología de flota.

4.1.1 Cuestionarios — flota de arrastre

Se realizaron un total de 65 encuestas a patrones de embarcaciones de la flota de arrastre de Cataluña, distribuidas en 12 cofradías de pescadores.

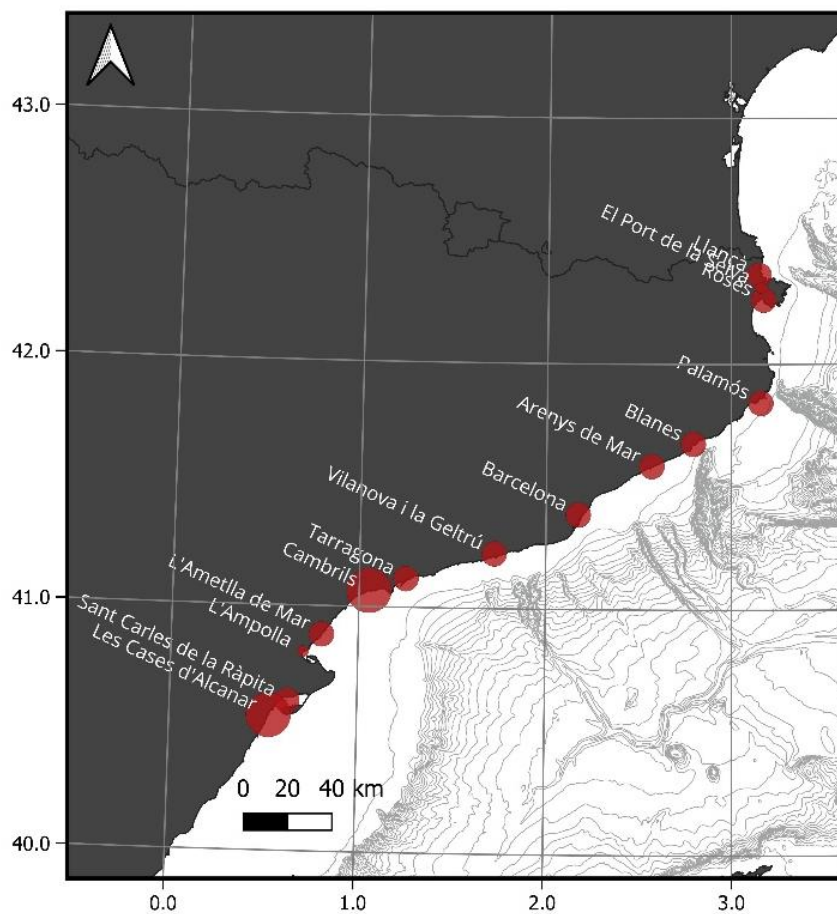


Figura 28: Puertos donde se han realizado encuestas a la flota de arrastre, según el número de pescadores entrevistados de la flota total de cada cofradía (círculo pequeño: 5 pescadores o menos; círculo grande 9 o más).

La edad media de los pescadores de arrastre encuestados fue de 52 años, con una experiencia media en la actividad pesquera de 34 años ($\pm 10,8$).



4.1.1.1 Avistamientos delfines

En el test de identificación de especies, el delfín mular fue reconocido por el 92 % de los pescadores de arrastre encuestados, mientras que el delfín listado fue identificado por el 76 %.

El 94 % de los pescadores de arrastre afirmaron observar delfines mulares a lo largo de todo el año.

Las tendencias temporales en los últimos 5 años percibidas en los avistamientos de delfines difirieron entre regiones (Figura 29).

- En Girona, los avistamientos se describieron con mayor frecuencia como estables (48%), seguidos de una tendencia creciente (33%) y decreciente (19%).
- En Tarragona, la mayoría de los pescadores indicaron que habían percibido un aumento en los avistamientos (79%), mientras que un porcentaje menor los consideró estables (10%); una pequeña proporción de encuestados no respondió (7%) o manifestó incertidumbre (3%).
- En Barcelona, las percepciones estuvieron más equilibradas, con proporciones iguales de pescadores que indicaron una disminución y estabilidad en los avistamientos (33% en ambos casos), y un menor porcentaje que señaló un aumento (13%); las no respuestas y la incertidumbre representaron el 13% y el 7%, respectivamente.

En conjunto, considerando todas las provincias, el 49 % de los pescadores indicó que la población de delfines ha aumentado, mientras que el 28 % consideró que se mantiene estable y el 14 % que ha disminuido. El 6 % de los encuestados no respondió y el 3 % manifestó incertidumbre.

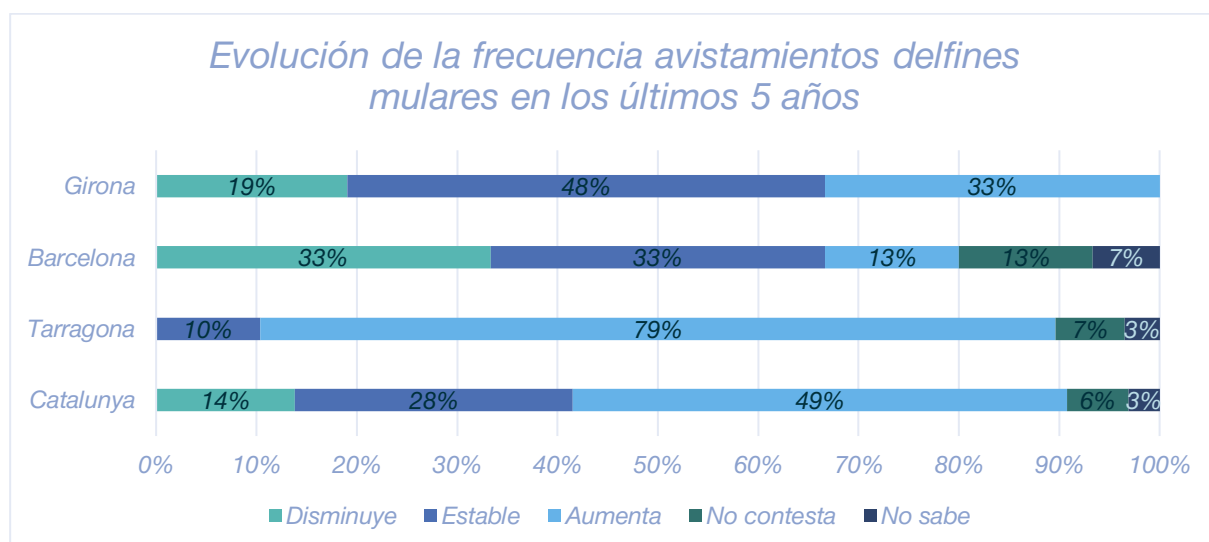


Figura 29: Gráfico de barras del porcentaje de pescadores de arrastre que percibe la evolución de los avistamientos de delfines mulares que disminuye, se mantiene (estable) o aumenta según la provincia a la que pertenece su cofradía.



Solo el 61% de los pescadores indicó haber observado delfines listados durante sus jornadas de trabajo. Las tendencias temporales reportadas para esta especie mostraron también diferencias regionales. En Barcelona y Girona, los avistamientos fueron descritos con mayor frecuencia como estables (40 % y 38 %, respectivamente), mientras que en Tarragona predominó la percepción de que los avistamientos de esta especie están en aumento (45 %).

En conjunto, el 32 % de los encuestados indicó un aumento en la presencia de esta especie, mientras que el 28 % consideró que se mantiene estable y el 9 % señaló una tendencia decreciente. La incertidumbre, la ausencia de avistamientos y las no respuestas representaron el resto de las respuestas.

4.1.1.2 Comportamiento de los delfines

El 74% de pescadores describieron que los delfines se alimentaban en las redes de pesca, mientras que el resto reportaban que veían a los delfines nadando alrededor de la embarcación (14%), de paso o sin interacción (5%) (Figura 30).

Respecto al delfín listado, el 35% de los pescadores de arrastre que observan a esta especie consideran que los animales se estaban alimentando en la red y el resto que no interaccionan con las redes.

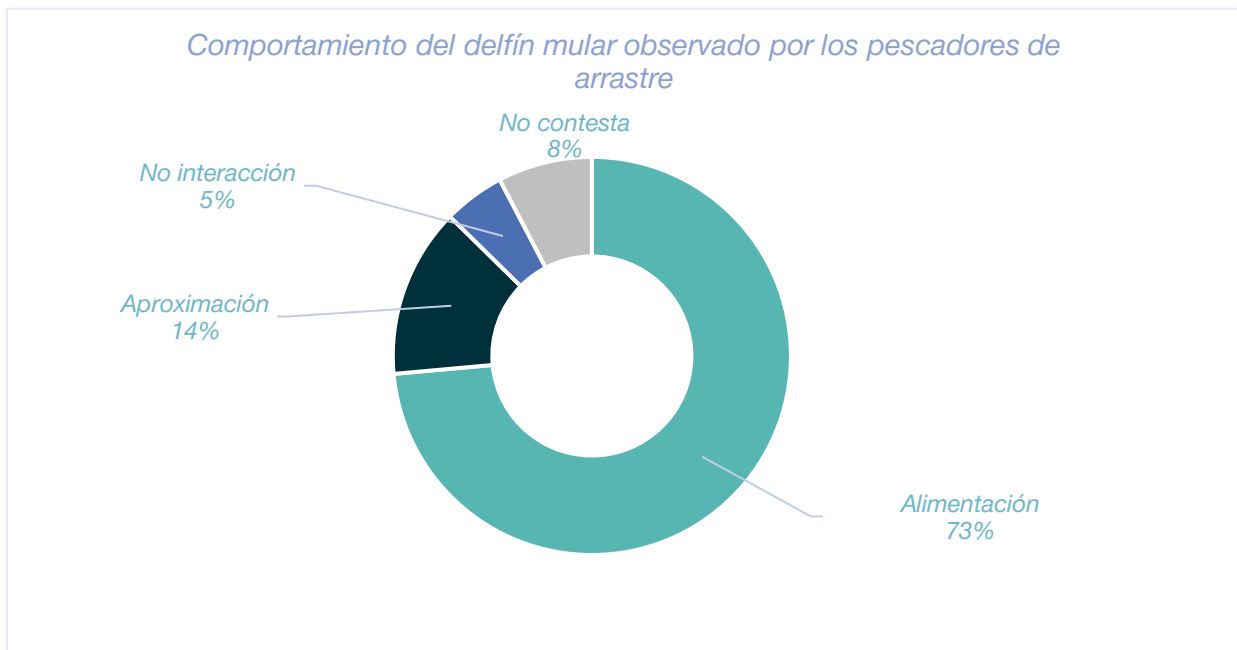


Figura 30: Gráfico con el porcentaje de pescadores que han observado comportamientos de alimentación, de paso o juego.

Dada esta diferencia, y siendo el delfín mular el delfín que más interactúa con la pesca, las respuestas relativas a interacciones se centraron en esta especie.



4.1.1.3 Evolución de las interacciones delfín–pesquería

En general, la frecuencia de las interacciones fue percibida como estable a lo largo del tiempo. No obstante, la percepción de los pescadores sobre la evolución temporal de estas interacciones varió entre regiones.

En Girona, la gran mayoría de los encuestados (95%) consideró que la frecuencia de las interacciones se ha mantenido estable, mientras que una pequeña proporción (5%) indicó una disminución; ningún pescador señaló un aumento ni manifestó incertidumbre. En Tarragona, las percepciones fueron más heterogéneas: el 45% indicó que las interacciones se han mantenido estables, el 41% percibió un aumento y el 14% no respondió. En Barcelona, el 73% de los encuestados consideró que las interacciones se han mantenido estables, mientras que el 27% indicó no saber cómo había evolucionado su frecuencia; ningún pescador señaló ni un aumento ni una disminución.

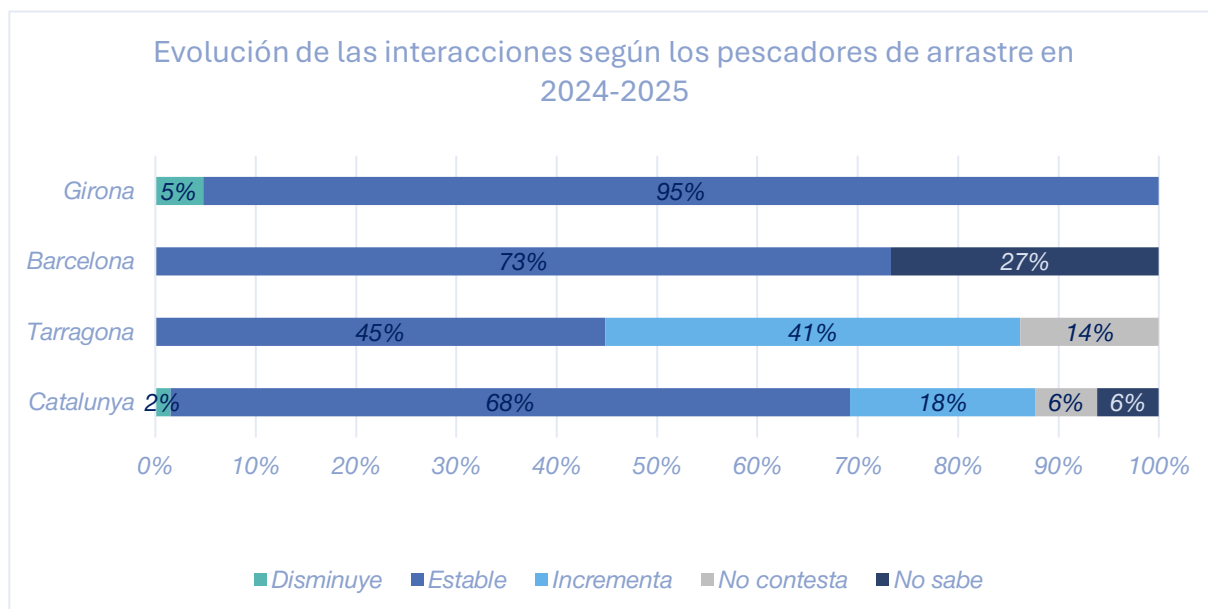


Figura 31: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfín mular según las encuestas realizadas en el 2024 y 2025.

Dado que en 2021 la entidad SUBMON realizó encuestas similares a la misma flota, se evaluaron los posibles cambios en los patrones de interacción a lo largo de los últimos años. Las percepciones obtenidas se mantuvieron estables en el tiempo, lo que indica que la naturaleza de estas interacciones no ha experimentado cambios significativos (Figura 32).

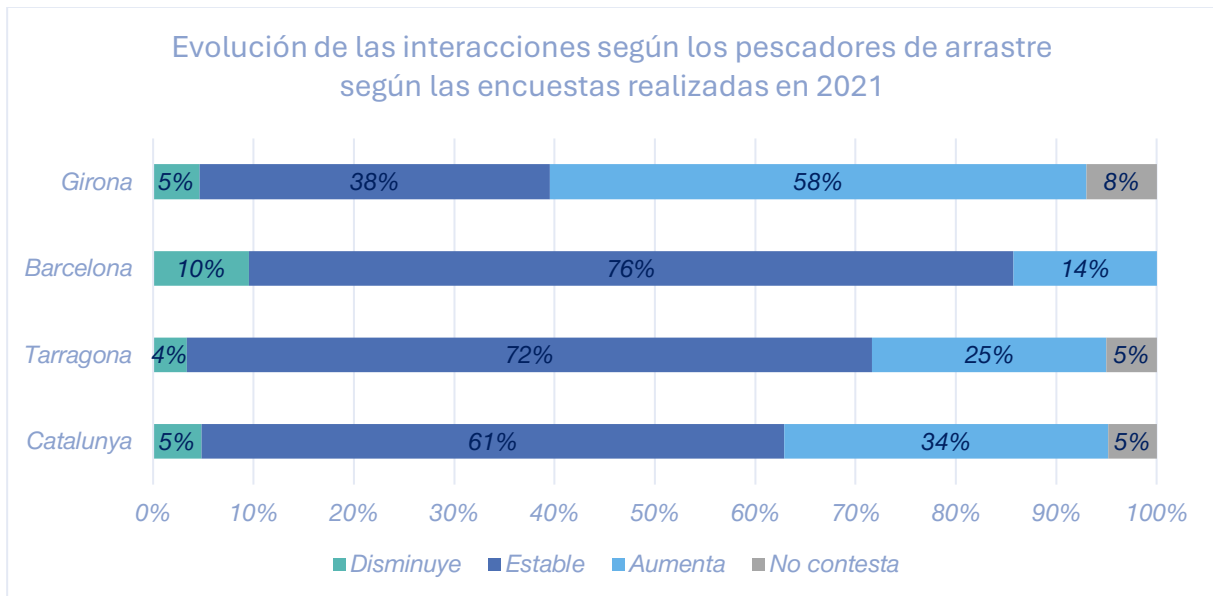
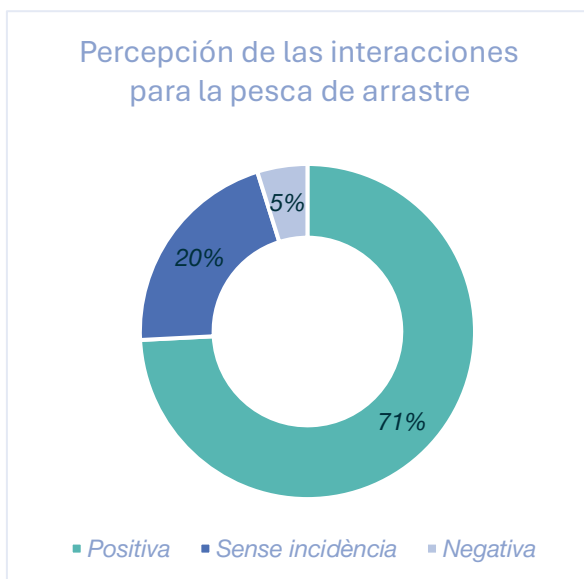


Figura 32: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfines según las encuestas realizadas por SUBMON en el 2021.

4.1.1.4 Percepción de las interacciones



La mayoría de los pescadores (91%) percibió estas interacciones como neutras o positivas (Figura 33), indicando que pueden favorecer el éxito de la pesca, resultar entretenidas o no tener un impacto significativo en su actividad. Cuando las interacciones fueron percibidas negativamente, la principal preocupación se relacionó con una posible reducción de los recursos pesqueros y la depredación de capturas, si bien no se reportaron daños en las artes de pesca.

Figura 33: Percepción de las interacciones según las encuestas realizadas a la flota de arrastre.

4.1.1.5 Impacto de las interacciones

Los pescadores de arrastre consideran que no hay un impacto negativo económico o de daños de los delfines sobre la actividad pesquera.



4.1.1.6 Capturas accidentales

El 100% de los pescadores de arrastre entrevistados declararon haber capturado delfines (sin diferenciar la especie). Pero solo el 41% ha capturado delfines en relación a la actividad pesquera, es decir individuos que estaban vivos o muertos recientemente. El resto eran restos de delfines. El 59% de la flota no ha capturado nunca un delfín por causa relacionadas a su operación, el 20% solo 1 individuo en toda su carrera (una media de 34 años) y el resto, 3 o más delfines.

Los pescadores declaran que estas capturas son puntuales y ocurrieron hace tiempo, la media anual de delfines capturados es 0,05 delfines por año por embarcación, que extrapolado a la flota de 175 embarcaciones de arrastre de Catalunya daría 10 delfines capturados al año.

En caso de capturar un delfín la mayoría de pescadores procede a tirar al agua al animal sin avisar a las autoridades por el miedo a las repercusiones y reclaman un protocolo para actuar como se hace en el caso de las tortugas marinas.

4.1.1.7 Problemática de la pesca

Al finalizar las encuestas se preguntó a los pescadores cual consideraban que era la principal problemática para el sector pesquero.

El análisis de los resultados obtenidos pone de manifiesto que la principal problemática identificada se concentra en el ámbito de la burocracia y la administración, el que se menciona en un 52% del total de las respuestas. Este dato indica que más de la mitad de las percepciones recogidas señalan los procedimientos administrativos como el factor más limitante o conflictivo dentro de la pesca de arrastre.

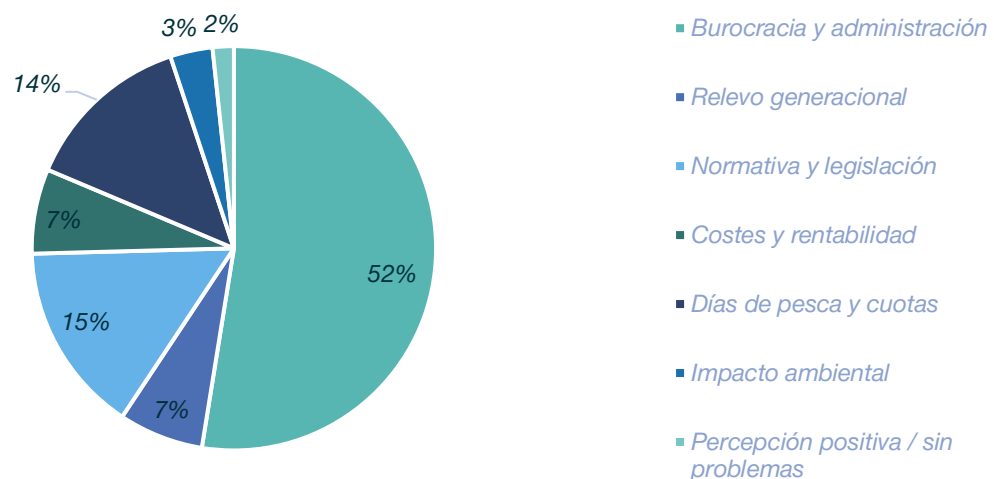


Figura 34: Gráfico de las principales problemáticas del sector de la pesca de arrastre.

En segundo lugar, se sitúan los aspectos relacionados con la normativa y la legislación, que alcanzan un 15%, seguidos muy de cerca por los días de pesca y las cuotas, con un 14%. Ambos



resultados evidencian que el marco regulador y las limitaciones operativas asociadas tienen un impacto significativo en la actividad.

Por otro lado, los costes y la rentabilidad suponen un 7% del total, lo que indica una preocupación moderada en comparación con los factores administrativos y normativos. Cabe destacar que el relevo generacional, también con un 7%, adquiere presencia en esta actualización, lo que indica una mayor visibilización de esta cuestión como elemento relevante para la sostenibilidad futura del sector.

Por su parte, el impacto ambiental registra un 3%, manteniéndose como un aspecto minoritario en el conjunto de las respuestas. Finalmente, la percepción positiva o ausencia de problemas se sitúa en un 2%, lo que confirma que son muy pocos los casos en los que no se identifican dificultades significativas.



4.1.2 Cuestionarios – flota de trasmallo

Se entrevistó a un total de 51 pescadores de trasmallo. A nivel de Cataluña, el 82% reporta haber experimentado interacciones con delfines; no obstante, este patrón presenta una marcada variabilidad regional (Figura 36). En la provincia de Girona, las interacciones son prácticamente inexistentes, con la excepción de Blanes, mientras que en Barcelona únicamente se registran en Vilanova i la Geltrú. Por el contrario, en Tarragona todas las cofradías encuestadas reportan interacciones, evidenciando una mayor incidencia en esta zona.

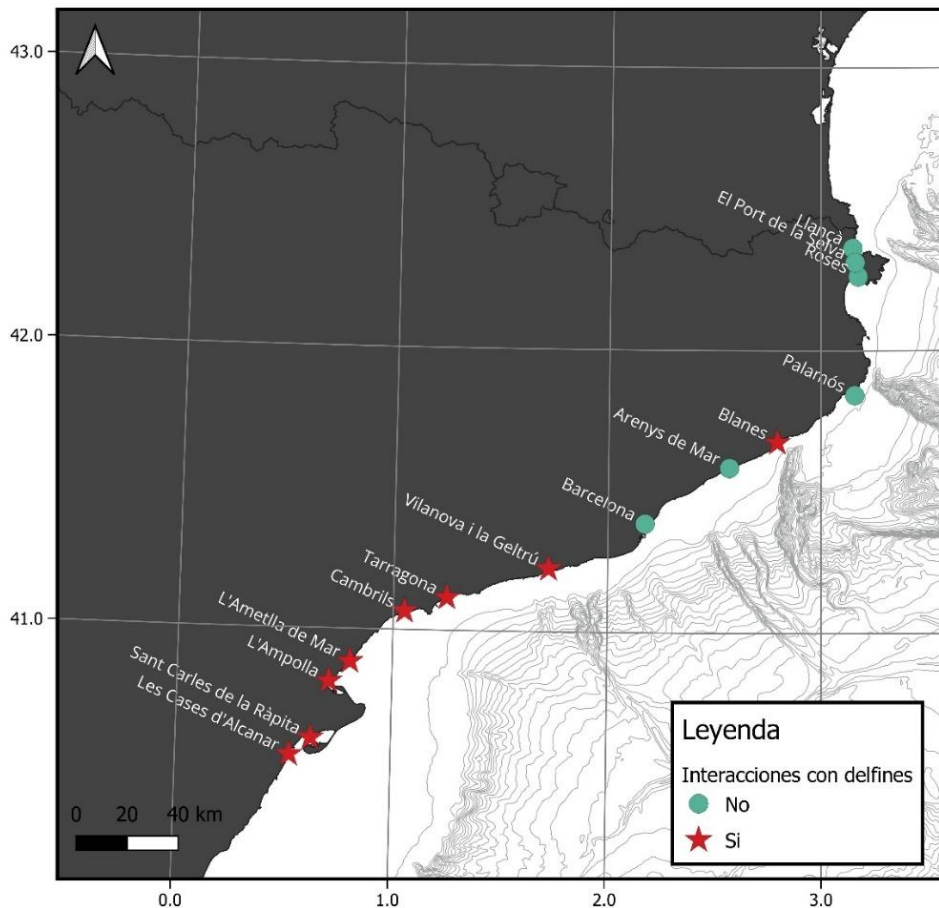


Figura 35: Cofradías donde se han reportado interacciones (estrella roja) y donde no (punto verde).

4.1.2.1 Avistamientos delfines

Todos los pescadores encuestados ven o han visto en alguna ocasión delfines mulares. Según el 40% la frecuencia de los avistamientos se mantiene constante, mientras que el 39% considera que están aumentando. Esto se ve reflejado sobre todo en las provincias de Tarragona (76%), donde está haciendo un aumento destacable de avistamientos.

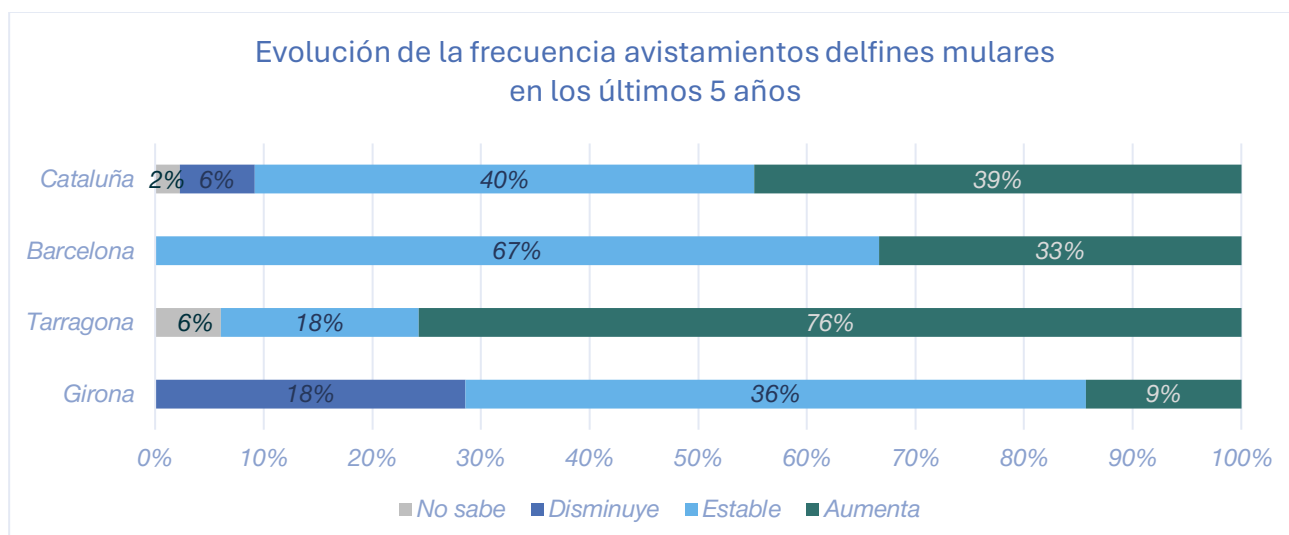


Figura 36: Gráfico de barras del porcentaje de pescadores de trasmallo que percibe la evolución de los avistamientos de delfines mulares que disminuye, se mantiene (estable) o aumenta según la provincia a la que pertenece su cofradía.

4.1.2.2 Evolución de las interacciones delfín–pesca de trasmallo

Las tendencias temporales percibidas en las interacciones entre delfines y la flota de trasmallo difieren entre regiones (Figura 37). En Girona, las interacciones fueron percibidas mayoritariamente como estables (92%), mientras que una pequeña proporción de encuestados indicó un aumento (8%) y ningún pescador señaló una disminución. En Barcelona, la mayoría de los pescadores percibió un aumento de las interacciones (67%), mientras que el resto indicó que se mantenían estables (33%). En Tarragona, las interacciones se percibieron predominantemente como crecientes (73%), aunque una proporción destacable indicó que se mantenían estables (12%); porcentajes menores señalaron una disminución (3%) o no respondieron / manifestaron incertidumbre (12% en conjunto).

A escala regional (Cataluña), las interacciones fueron percibidas principalmente como crecientes (49%), seguidas de percepciones de estabilidad (46%), mientras que pocos encuestados indicaron una disminución (1%) o no respondieron / manifestaron incertidumbre (5% en conjunto).

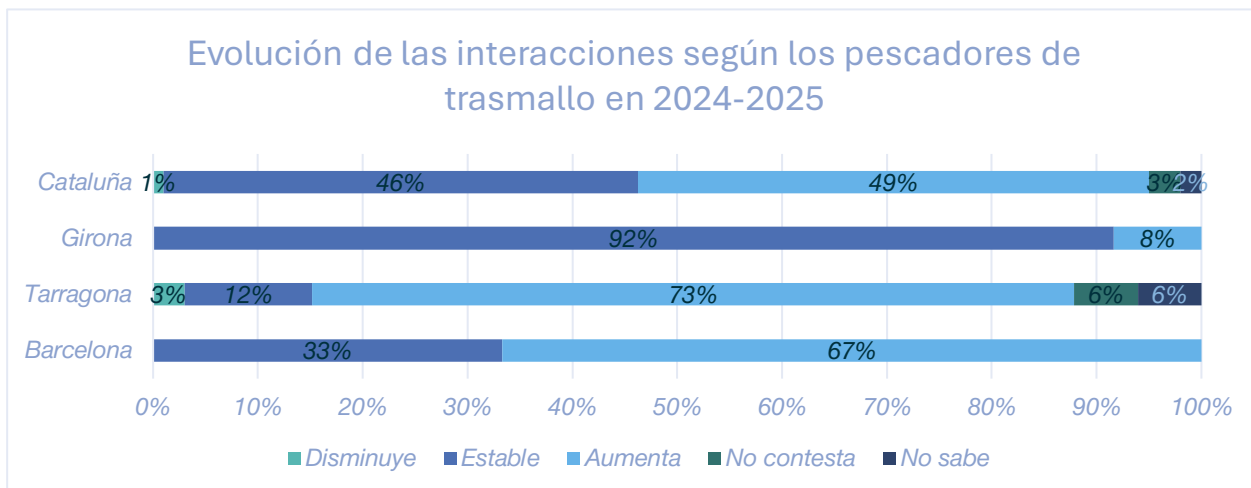


Figura 37: Gráfico de barras con la percepción de la evolución de las interacciones con delfines en la pesca de trasmallo según las encuestas realizadas en el 2024 y 2025.

4.1.2.3 Comportamiento de los delfines

Los pescadores (71%) reportan interacciones relacionadas con la alimentación en las redes de trasmallo (Figura 38).

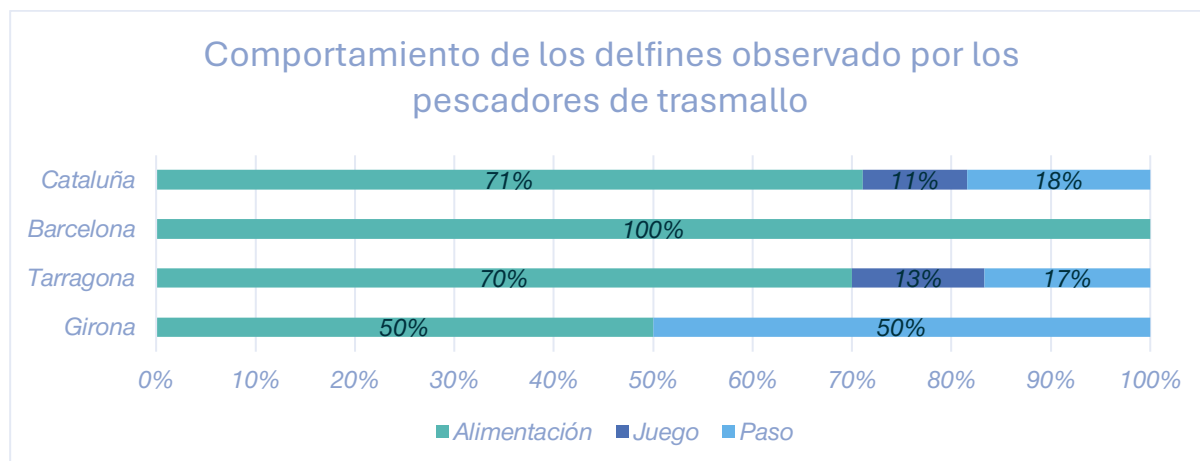


Figura 38: Gráfico con el porcentaje de pescadores que han observado comportamientos de alimentación, de paso o juego.

4.1.2.4 Percepción de las interacciones

La percepción de las interacciones entre delfines y trasmallo fue mayoritariamente negativa en todas las áreas analizadas (Figura 39). A escala de Cataluña, el 84% de las respuestas calificaron las interacciones como negativas, un 14% que las consideró positivas y un 1% que manifestó una percepción mixta (positiva/negativa).

Por regiones, en Girona se observa una distribución opuesta: el 80% valoró las interacciones como positivas, el 20% como negativas y no se registraron percepciones mixtas. En cambio, en



Tarragona y Barcelona predominaron claramente las valoraciones negativas, con un 91% y un 100% de respuestas, respectivamente. En Tarragona, el 6% indicó percepciones positivas y el 3% mixtas, mientras que en Barcelona no se registraron respuestas positivas ni mixtas.

Estos resultados muestran un claro contraste territorial, donde Girona presenta una percepción menos conflictiva de las interacciones, mientras que en Tarragona y Barcelona estas se consideran mayoritariamente problemáticas desde la perspectiva del sector pesquero.

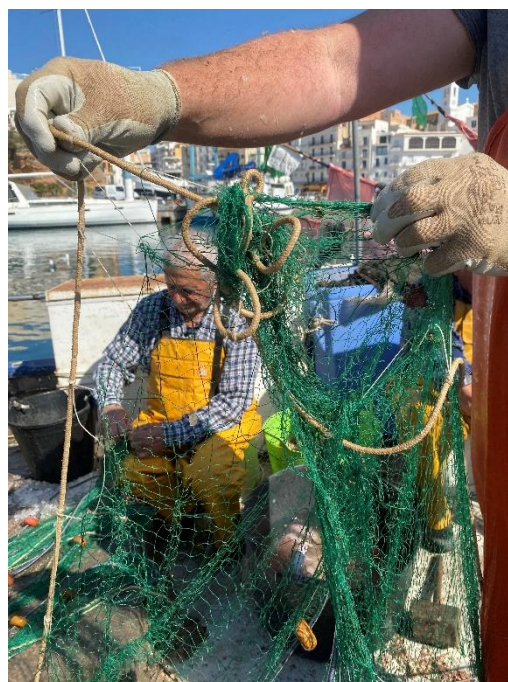
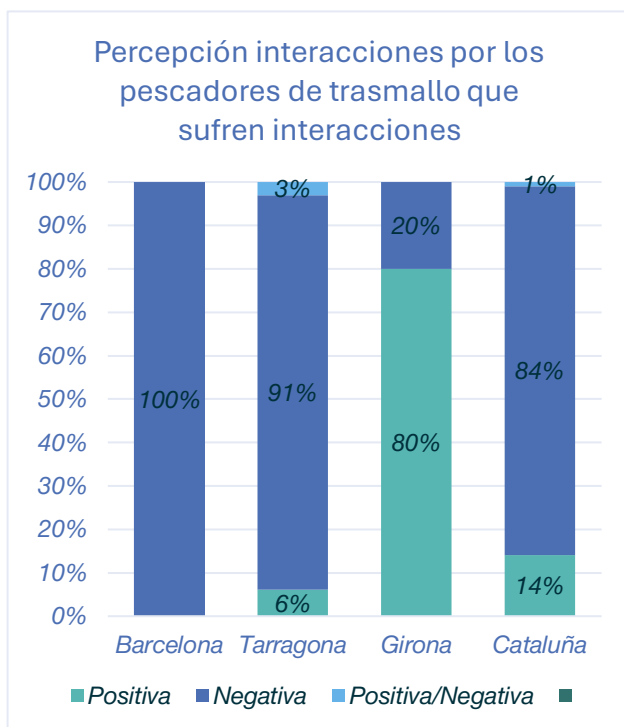


Figura 39: Izquierda: Gráfico con la percepción de las interacciones por los Pescadores de trasmallo de Cataluña que sufren interacciones. Derecha: Daños causados por los delfines a una red de trasmallo en el sur de Cataluña. Foto: SUBMON.

4.1.2.5 Impacto de las interacciones

En contraste con la flota de arrastre, entre los pescadores de trasmallo, el 71% de aquellos que reportaron interacciones con delfines indicó haber sufrido daños en las artes de pesca y pérdidas de captura.

En estos casos, la pérdida económica anual estimada por daños a las redes por embarcación afectada se sitúa en torno a los 8.128 euros (+/- 17.690). Es importante analizar los datos regionalmente, ya que la cofradía de Cambrils reporta unos daños económicos mucho más superiores al resto (Tabla 10).



Cofradías	Media €/año	SD €/año
GIRONA	3,050,0	1,450,00
TARRAGONA	8,486.2	14,551.38
Cambrils	40,333.3	24,363.00
Otras Tarragona	4,332.17	3,520,35
BARCELONA	2,693.33	2,086.49
	8,127.88	17,690,70

Tabla 10: Tabla resumen de la media de pérdidas económicas debidas a daños en las redes reportados por los pescadores de trasmallo de Cataluña.

Así, generalmente los daños se sitúan entre los 2.500 y los 4.300€ anuales, excepto en el caso de Cambrils donde ascienden a una media de 40,333€ anuales (+/- 24.363€).

Por otro lado, en cuanto a las pérdidas en la captura se estima que cada vez que sufren interacciones con delfines pierden una media del 46% de la captura y las embarcaciones sufren interacciones una media de 25 veces al año.



4.1.2.6 Capturas accidentales

A pesar de la frecuencia de las interacciones reportadas, los eventos de captura incidental (*bycatch*) siguen siendo poco frecuente. En la pesca de trasmallo el 21% de los pescadores (n=10) encuestados declararon haber presenciado o sufrido capturas accidentales de delfines.

4.1.2.7 Problemática de la pesca

En la flota de trasmallo, la principal problemática identificada por los pescadores está relacionada con la burocracia y la administración, mencionada por el 48 % de los encuestados. En segundo lugar, se sitúan las cuestiones relacionadas con la normativa y legislación pesquera (17 %).

Entre otras problemáticas señaladas destacan la presencia de atún y las interacciones con delfines, ambas mencionadas por el 13 % de los pescadores. Asimismo, el 11 % de los encuestados indicó la falta de relevo generacional y la contaminación como preocupaciones relevantes. Finalmente, en menor medida se mencionaron aspectos ecológicos (9 %) y las limitaciones en los días de pesca (4 %).

4.2 A2 - Seguimiento población delfín mular

4.2.1 Esfuerzo efectivo

En el marco de este proyecto se realizaron 25 salidas de investigación repartidas desde septiembre de 2024 a finales de 2025. En total se han recorrido 1.921 km, 1.278 km de los cuales en esfuerzo activo en el área de estudio (Tabla 11).

Área	Tamaño de área (km ²)	Días	Km recorridos	Esfuerzo efectivo (km)
COSTtERA-2	2.144	24	1.921	1.278

Tabla 11: Resumen del esfuerzo efectivo realizado durante el Proyecto COSTtERA-2

El esfuerzo se repartió de forma homogénea por toda el área (Figura 40), con una mayor concentración en la zona costera próxima a Cadaqués. Esta mayor intensidad de muestreo se debe a que es el puerto base de la embarcación durante los meses de verano y constituye además la zona de tránsito entre las áreas norte y sur del área de estudio, lo que implica que se muestree varias veces durante una misma jornada.

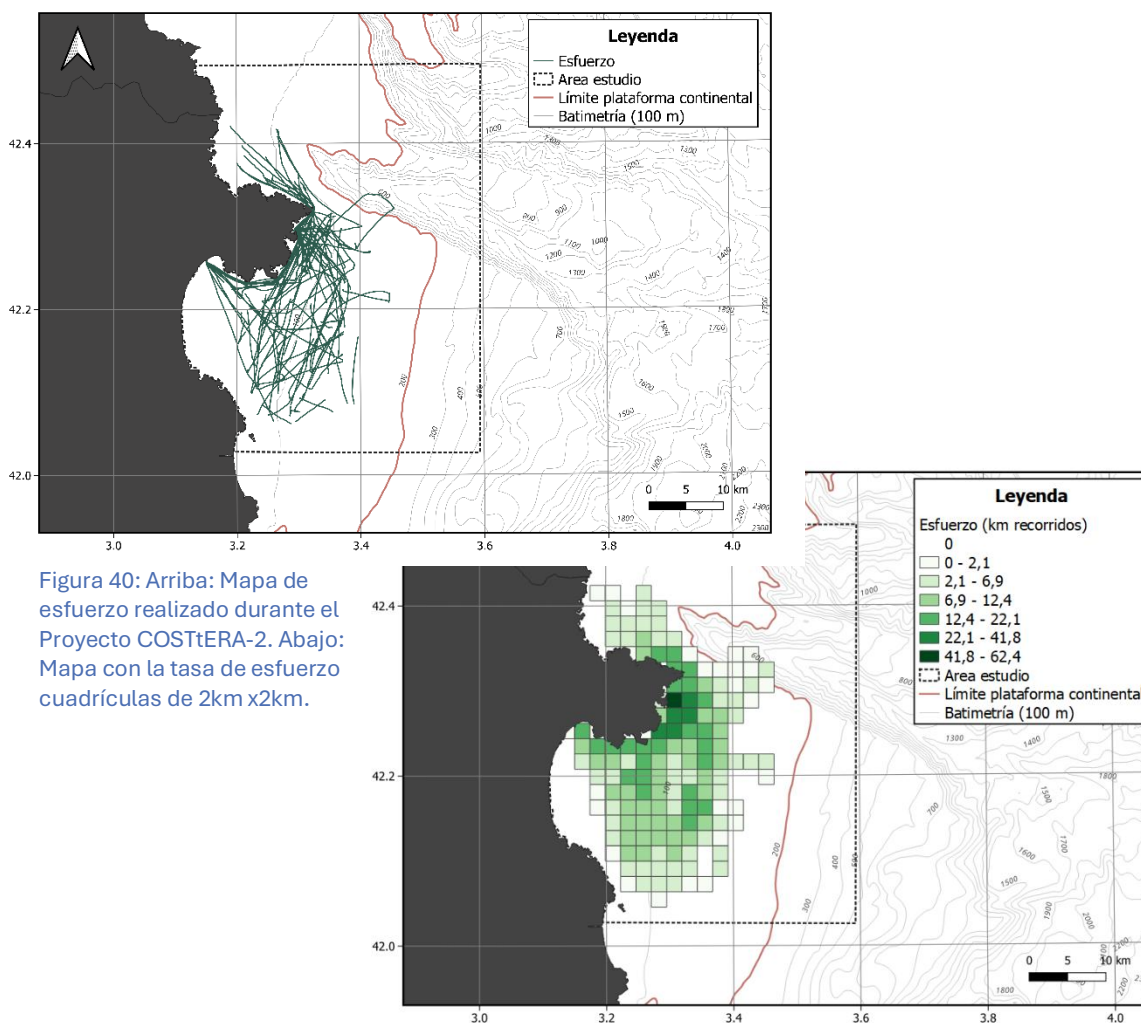


Figura 40: Arriba: Mapa de esfuerzo realizado durante el Proyecto COSTtERA-2. Abajo: Mapa con la tasa de esfuerzo cuadrículas de 2km x2km.

en



Las salidas se distribuyeron a lo largo del año, realizando un mayor esfuerzo en el mes de junio de 2025.



Figura 41: Distribución mensual del número de salidas realizadas durante la ejecución del proyecto COSTtERA-2.

4.2.2 Avistamientos

En total se realizaron 64 avistamientos de delfines mulares en esfuerzo, distribuidos por toda la zona de plataforma (línea roja de la Figura 14) del área de estudio. De estos, 52 de ellos (el 81 %) fueron avistamientos de grupos de delfines asociados a barcos de arrastre.

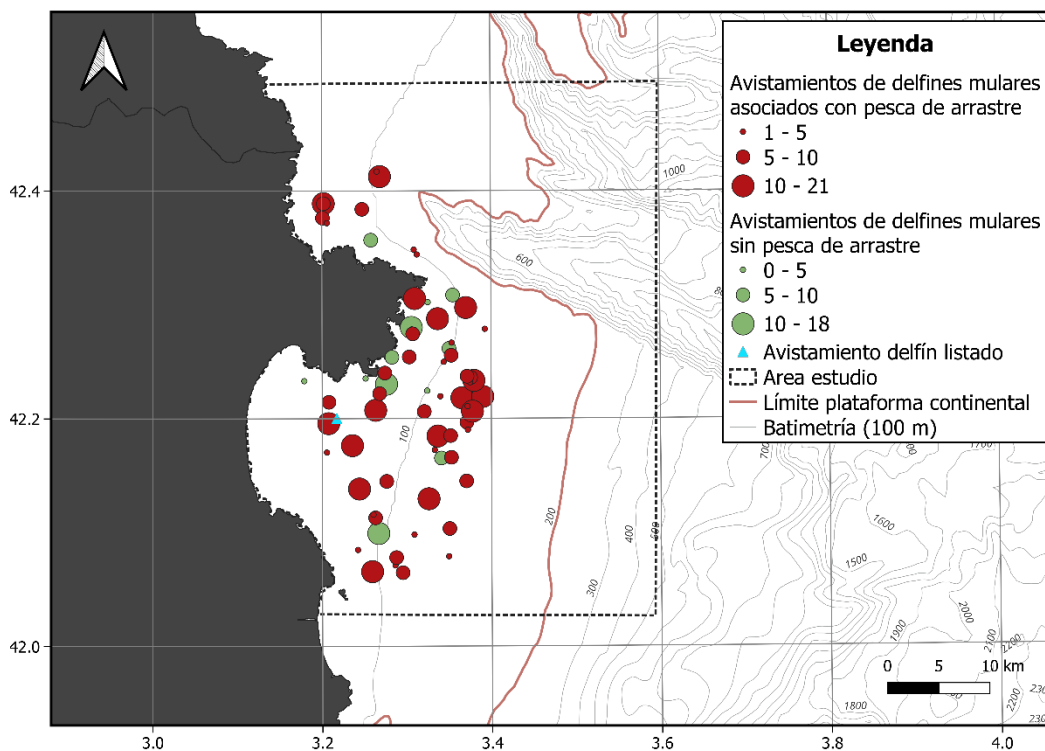


Figura 42: Mapa de los avistamientos de delfín mular realizados entre septiembre de 2024 y abril de 2025 en el marco del proyecto COSTtERA-2. Se resalta en rojo la línea batimétrica de los 200 m.



Teniendo en cuenta los km recorridos en esfuerzo la tasa de encuentro total es de 5 avistamientos por km recorrido, con un tamaño medio de grupo de 8 individuos (SD=5). La Tabla 12 resume los resultados principales.

Número de avistamientos	Num. Individuos	Tasa de encuentro (Avistamientos * km esfuerzo)	Tamaño medio de grupo	Asociación pesquera	Porcentaje de grupos con crías
64	482	0,05	7,9 (SD=5,01)	81%	49%

Tabla 12: Estadísticas principales de los avistamientos de delfín mular registrados durante el proyecto, incluyendo número de avistamientos e individuos, tasa de encuentro, tamaño medio de grupo, grado de asociación con la actividad pesquera y porcentaje de avistamientos con presencia de crías.

Además, se avistó un grupo de delfines listados, asociado a pesca.

La densidad relativa se estimó como el número de individuos por kilómetro de esfuerzo de muestreo (ind/km), a partir de la tasa de encuentro (0,05 grupos/km) y el tamaño medio de grupo (7,9 individuos), obteniéndose un valor de 0,4 ind/km.

4.2.1 Distribución

El área de estudio se dividió en una cuadrícula de 1.635 cuadrados con una resolución de celda de 1 x 1 km cada uno y se calculó el esfuerzo para cada celda de cuadrícula. La densidad relativa (abundancia por unidad de esfuerzo) se calculó como el número de individuos por kilómetro de esfuerzo dentro de cada celda (Figura 43). Para comparar la distribución con años anteriores se creó otra cuadrícula de con una resolución de 2km x2km (Figura 44). Donde se utilizaron el número de avistamientos por km.

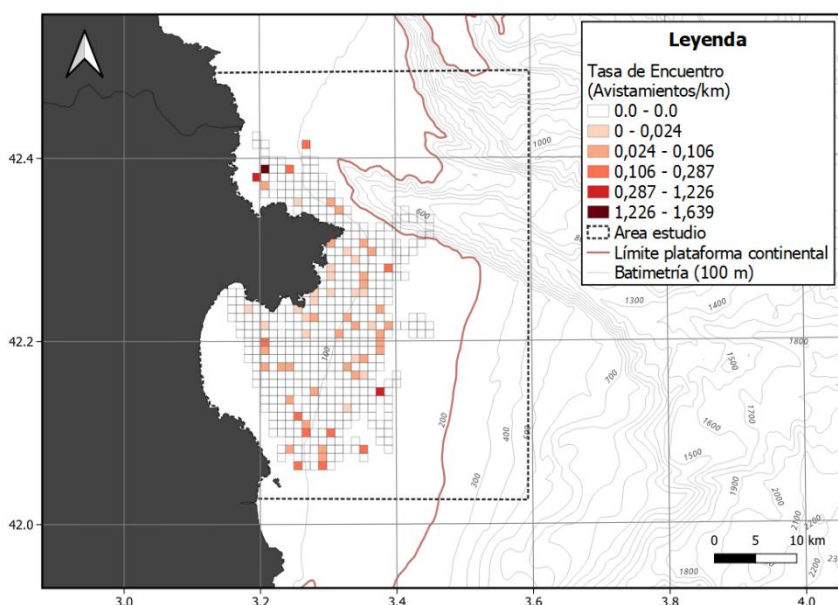


Figura 43: Distribución espacial de la abundancia relativa de delfín mular en el área de estudio, expresada como número de avistamientos por kilómetro de esfuerzo de muestreo (avistamientos/km), calculada sobre una cuadrícula de 1 × 1 km.



El análisis de la distribución espacial muestra que la especie se distribuye de forma relativamente homogénea alrededor del Cap de Creus, con abundancias relativas medias a altas (Figura 44). En los extremos del área de estudio se observan valores más elevados, probablemente asociados a un menor esfuerzo de muestreo en esas zonas.

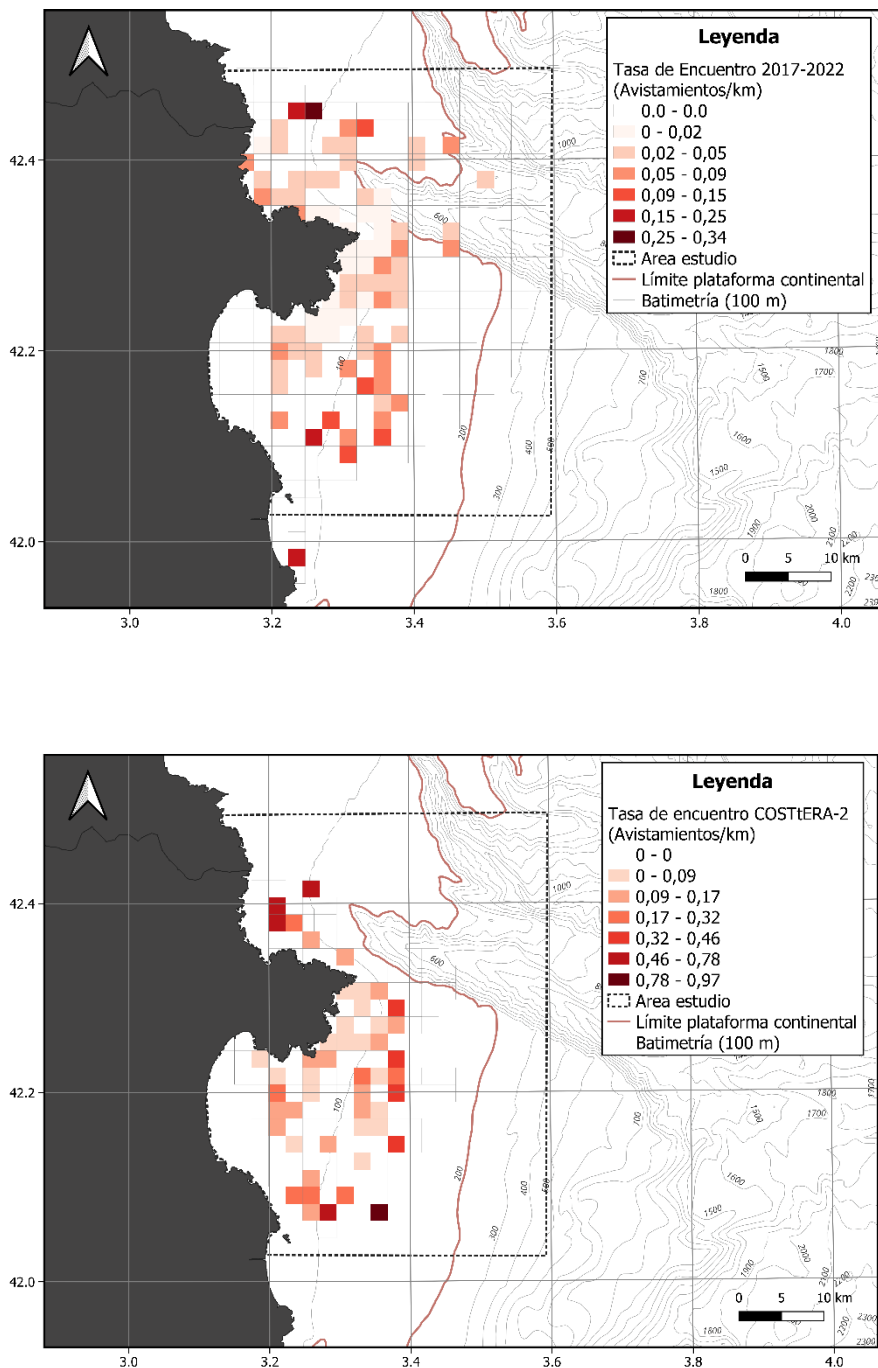


Figura 44: Distribución espacial de la abundancia relativa de delfín mular en el área de estudio, expresada como número de avistamientos por kilómetro de esfuerzo de muestreo (avistamientos/km), calculada sobre una cuadrícula de 2 × 2 km. Arriba Datos de 2017-2022. Abajo: Datos de proyecto COSTtERA-2.

4.2.1.1 Por época

Al analizar los avistamientos según la época del año, se observa que los delfines se distribuyen por toda el área de estudio (Figura 45). Durante el mes de septiembre, los grupos se observaron más próximos a la costa. Este patrón podría estar relacionado con la actividad pesquera, ya que a partir de ese mes las embarcaciones de arrastre pueden operar en zonas a partir de los 50 m de profundidad, concentrando su actividad en esta franja.

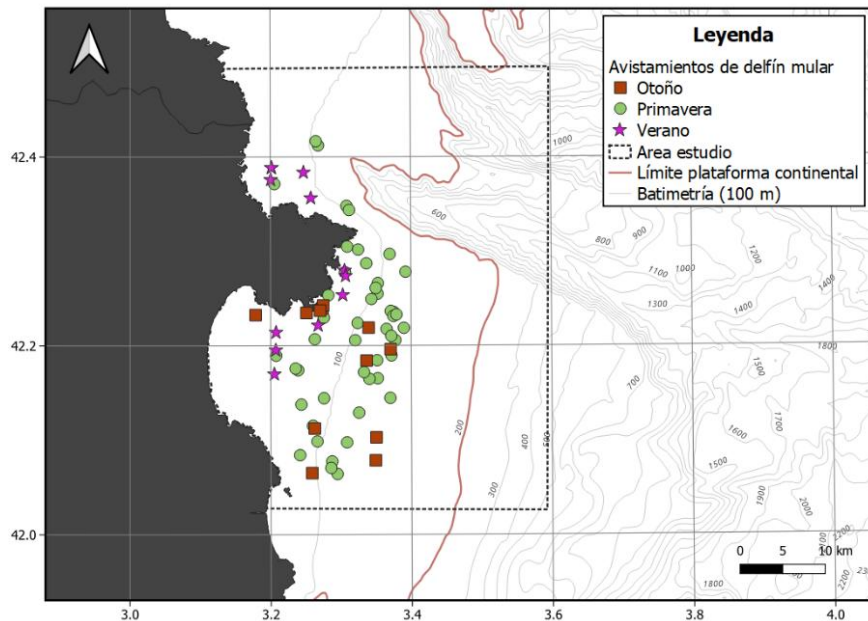
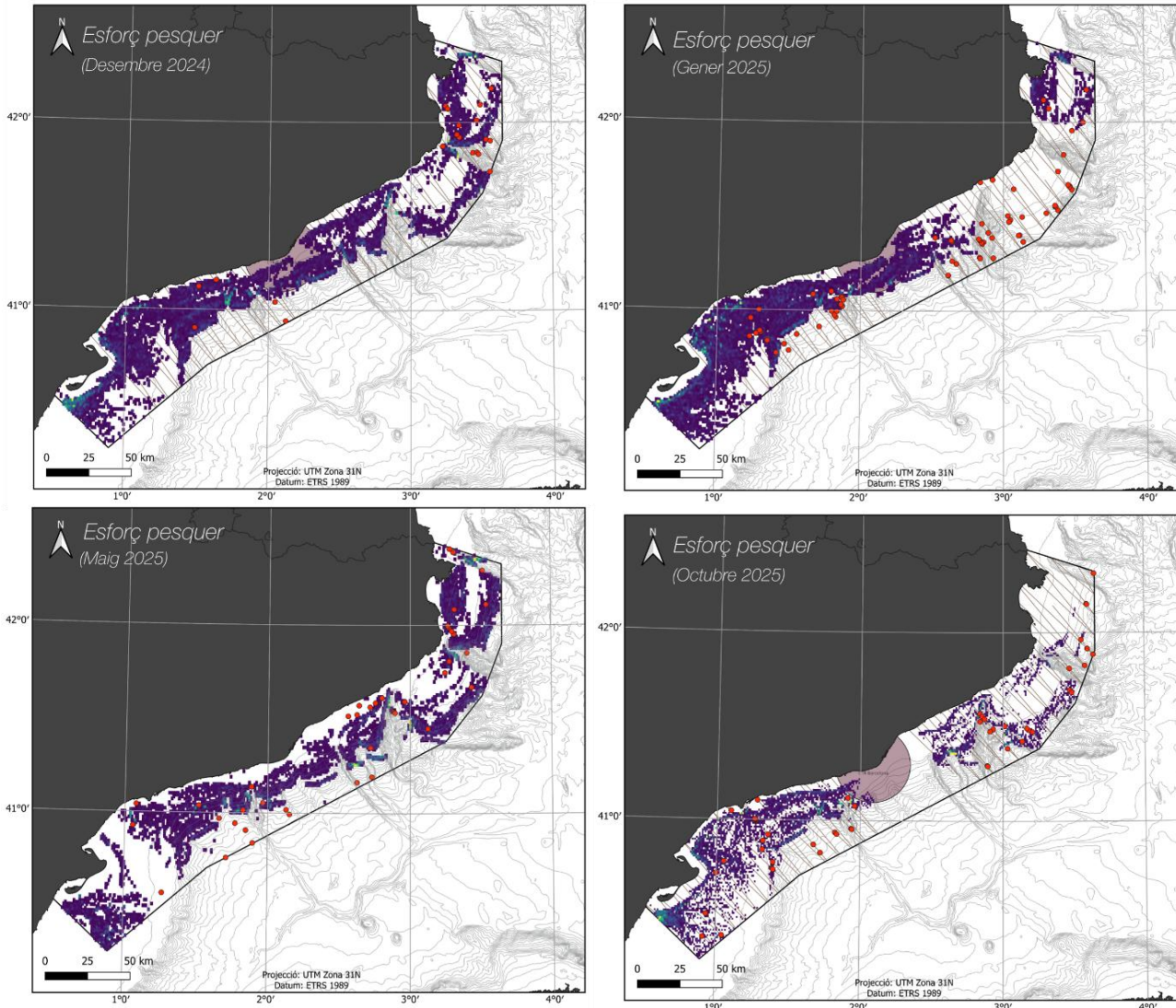


Figura 45 Mapa de avistamientos clasificados según el tamaño de grupo. La línea de color rojo corresponde a la batimetría de 200m.

Por otro lado, las vedas de pesca de arrastre en 2025 tuvieron lugar en febrero y octubre. Durante estos meses las condiciones meteorológicas impidieron la realización de muestreos en embarcación. Por este motivo, se solicitó autorización a la Generalitat de Catalunya para utilizar datos obtenidos en el marco del contrato: “*Servei d’assistència tècnica per la diagnosi de les poblacions de mamífers marins a les aigües costaneres de Catalunya*” (AG-2024-814).

En dicho estudio se realizaron vuelos de prospección para el muestreo de cetáceos en aguas catalanas. Los mapas resultantes (Figura 46) muestran los avistamientos registrados durante las diferentes épocas del estudio junto con el esfuerzo pesquero estimado a partir de datos de Global Fishing Watch (www.globalfishingwatch.org).

Los resultados muestran que, durante los periodos en los que la pesca de arrastre está permitida, los delfines se distribuyen por toda el área del Cap de Creus. En cambio, durante los periodos de veda se observa una reducción en el número de avistamientos y un desplazamiento de los grupos hacia aguas más profundas.



Llegenda

Esforç pesquer (h/km²)



Figura 46: Mapas de avistamientos de delfín mular durante las cuatro épocas de estudio en el marco del contrato *Servei d'Assistència Tècnica per la Diagnosi de les Poblacions de Mamífers Marins a les Aigües Costaneres de Catalunya* (AG-2024-814), junto con datos de esfuerzo pesquero de arrastre obtenidos de Global Fishing Watch, Inc. (www.globalfishingwatch.org). Arriba izquierda: diciembre 2024; arriba derecha: enero 2025; abajo izquierda: mayo 2025; abajo derecha: octubre 2025 (periodo de veda).

4.2.1.2 Tamaño de grupo

El tamaño medio de grupo obtenido fue de 7,9 individuos (SD=5,01; mediana =8).

Se analizó si existían diferencias en el tamaño de grupo en función de su asociación con actividades pesqueras (Figura 47). No se detectaron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos asociados a embarcaciones de pesca y aquellos no asociados (test de Wilcoxon, $W = 398$, $p = 0,994$).

Asimismo, tampoco se observaron diferencias estadísticamente significativas en el tamaño de grupo de delfines entre las distintas épocas del año (Kruskal-Wallis, $\chi^2 = 0,80$, $gl = 2$, $p = 0,67$).

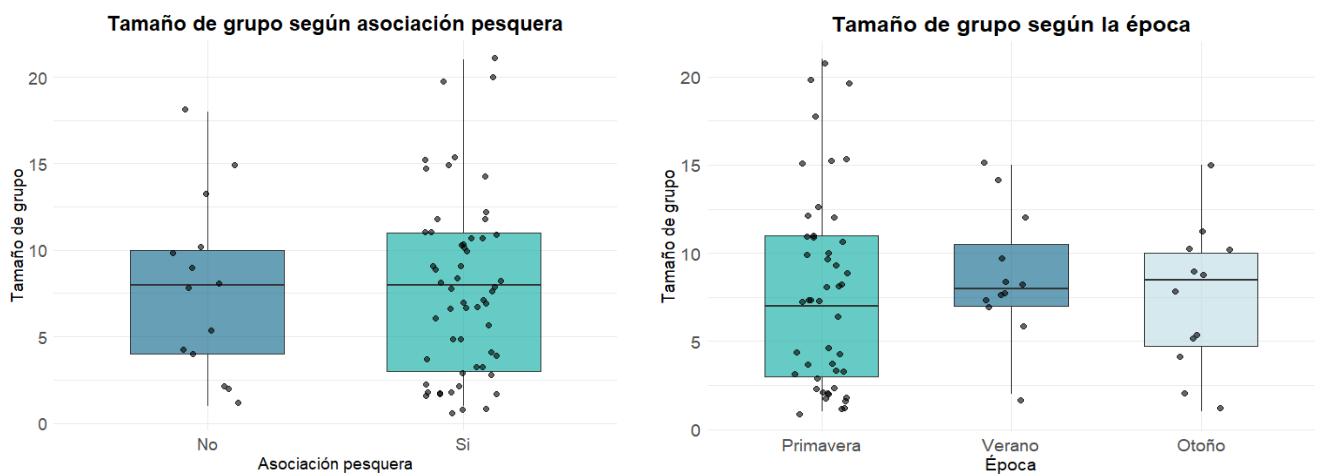


Figura 47 Diagramas de caja del tamaño de grupo en función de la asociación pesquera (izquierda) y de la época del año (derecha).

4.2.1.3 Presencia de crías y juveniles



Figura 48: Imagen aérea de una hembra con cría y un juvenil de delfín mular obtenida mediante dron.

Se analizó la presencia de crías en los grupos de delfines observados a lo largo del año (Figura 49). Las crías se registraron en las tres estaciones en las que se realizó el muestreo, con una media de presencia en el 48% de los avistamientos. Al comparar el porcentaje de grupos con presencia de crías entre estaciones, se obtuvieron valores similares: primavera (42%), verano (51%) y otoño (50%).



A escala mensual, la presencia de crías y juveniles varió a lo largo del periodo de estudio. Los valores más bajos se registraron en abril ($\approx 25\%$), mientras que el máximo se observó en septiembre ($\approx 58\%$). Durante los meses de primavera y principios de verano (mayo y junio), aproximadamente la mitad de los grupos observados presentaban crías o juveniles. En noviembre el porcentaje se redujo hasta alrededor del 35%, y en diciembre no se registraron avistamientos con presencia de individuos jóvenes.

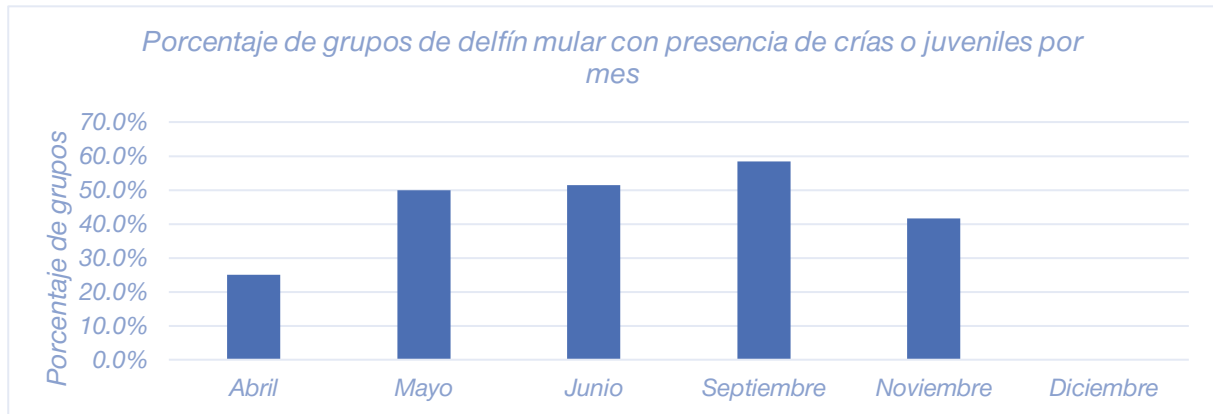


Figura 49: Porcentaje mensual de grupos de delfín mular con presencia de crías o juveniles registrado durante el proyecto COSTtERA-2.

4.2.1.4 Comparación con años anteriores

La Tabla 13 muestra la comparación de los resultados obtenidos durante el periodo 2024-2025 con los años anteriores del proyecto.

Los resultados indican un incremento en la tasa de encuentro desde el inicio del programa de seguimiento (Tabla 13), mientras que el tamaño medio de grupo se mantiene relativamente estable. En el periodo actual esta tasa se ha duplicado respecto al último estudio realizado en 2022.

DATOS	2017	2018	2019	2020/21	2022	2024/25
Nº avistamientos	12	33	21	11	42	64
Nº individuos observados	94	351	248	77	358	482
Tamaño de grupo (Media individuos/grupo)	7,83	10,62	11,80	7	8,52	7,9
Asociados con embarcaciones de pesca	75%	52%	57%	82%	86%	81%
Tasa encuentro (avist/km*100)	0,686	1,152	1,176	2,216	2,186	5

Tabla 13: Comparación de los datos de avistamientos con otros años



La asociación de los delfines con embarcaciones de arrastre muestra valores elevados desde 2020, alcanzando su máximo en 2022 (86%). La Figura 51 muestra la evolución de la tasa de encuentro en relación con la proporción de avistamientos asociados a embarcaciones de arrastre. Se observa un incremento progresivo de la tasa de encuentro a medida que aumenta la proporción de avistamientos asociados a esta actividad, hasta alcanzar valores elevados en los que el margen de incremento es limitado y la tendencia parece estabilizarse.

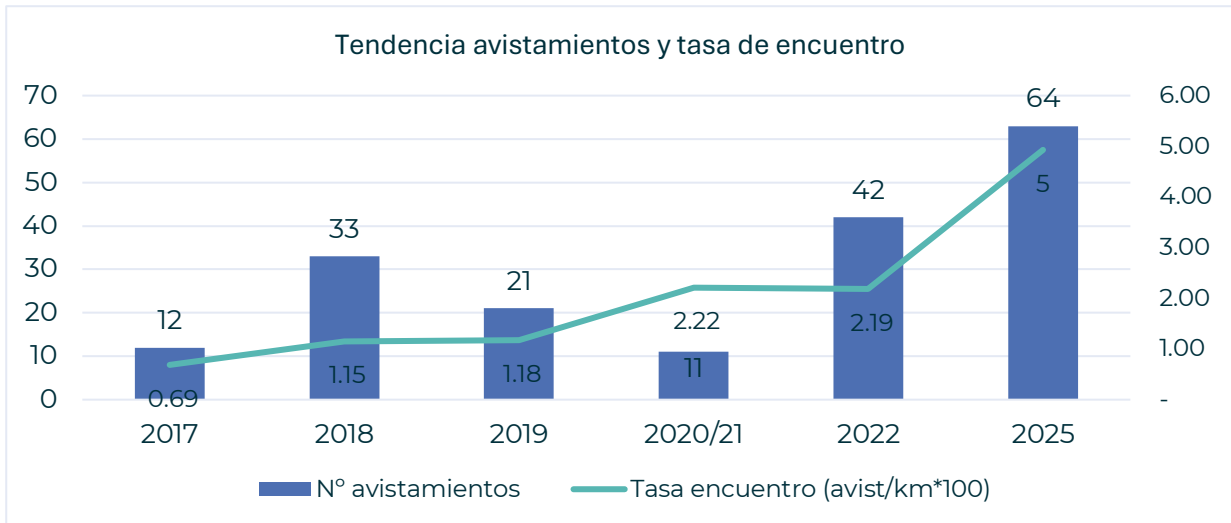


Figura 50: Número de avistamientos por años de estudio realizado por SUBMON (barras) y la evolución de la tasa de avistamiento



Figura 51: porcentaje de los avistamientos asociados a alimentación en barcos de arrastre.



4.2.2 Foto-identificación

Durante las ocho salidas de campo se obtuvieron más de 25.000 fotografías, de las cuales el 12 % fueron utilizadas para la elaboración del catálogo de foto-identificación (Figura 52).

En el marco del proyecto COSTtERA-2, se han identificado un total de 287 delfines, el 69% de los cuales han sido animales ya vistos en la zona en otros años o dentro del mismo año. De los 287, 182 eran individuos distintos, de los cuales 84 son nuevos registros en el catálogo de la zona, y 98 ya habían sido avistados en años anteriores, incluyendo 8 individuos que se identificaron en la zona por primera vez y fueron catalogados en 2017.



Figura 52 Ejemplo de algunos de los individuos foto-identificados en el marco de este Proyecto.

Los datos se analizaron anualmente. En 2024 el 54% de los delfines fueron individuos ya identificados previamente y en 2025 fueron el 59%.



Estos valores fueron distintos a los obtenidos en COSTtERA donde más 70% fueron animales que no se habían visto previamente en la zona y por lo tanto menos del 30% eran individuos recapturados.

En la Tabla 14 detallan las recapturas de individuos por año y los individuos identificados como nuevos en el periodo de 2024 y 2025 del proyecto.

La Figura 53 muestra la curva de acumulación de nuevos individuos fotoidentificados desde 2020, en la que se observa una tendencia hacia la estabilización. Este patrón sugiere una posible disminución en la tasa de incorporación de nuevos individuos en la zona de estudio, lo que podría indicar que una parte importante de la población presente ya ha sido identificada. No obstante, la pendiente aún no completamente asintótica indica que podrían seguir incorporándose nuevos individuos en futuros muestreos.

Visto 1a vez en	2024	2025
2017	1	8
2018	4	16
2019	3	4
2020	5	3
2022	24	34
2024	32	14
2025		57

Tabla 14: Número de individuos identificados en durante COSTtERA-2 que ya habían sido previamente identificados en años anteriores.

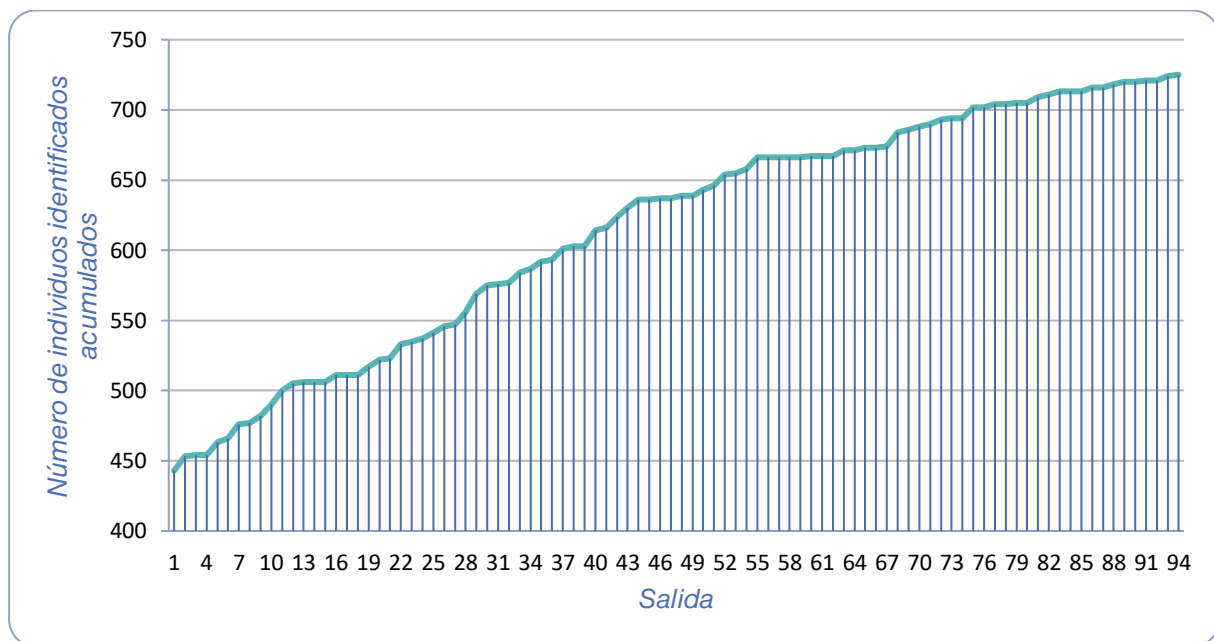


Figura 53: Gráfico con la curva de acumulación de capturas desde 2020 hasta 2025. La línea roja marca el inicio de los avistamientos realizados en el marco del proyecto COSTtERA-2.



4.2.3 Comportamiento en superficie

En total se han realizado más de 80 registros de comportamiento, se han revisado más de 400 min de vídeos de comportamiento superficial y se han registrado 92 patrones de respiración.

En el 91% de los avistamientos con interacción delfines-arrastreros, se ha descrito un comportamiento de alimentación. En aquellos que no se ha reportado comportamiento de alimentación es porque se alcanzó el grupo cuando ya dejaba al barco de arrastre, o el barco ya no estaba arrastrando. En el 8% se observó un comportamiento de descanso en algún momento del avistamiento.

Al analizar los datos recopilados mediante los estadillos y vídeos ciertos patrones de comportamiento han sido detectados. El primero de ellos tiene relación con la actividad del arrastrero y la disposición del grupo de delfines. Durante la gran mayoría de avistamientos donde la embarcación de pesca se encontraba arrastrando, se ha detectado que en el 96% de los casos los delfines se encontraban dispersos detrás del pesquero y en el 4% combinaban dispersión y agrupación. Sin embargo, en el momento que la embarcación cambiaba de actividad y empezaba a recoger la red, en el 80% de los comportamientos registrados durante este tipo de actividad, los delfines se agrupaban (Figura 54), siendo el 20% registros donde no se especificaba la formación del grupo.

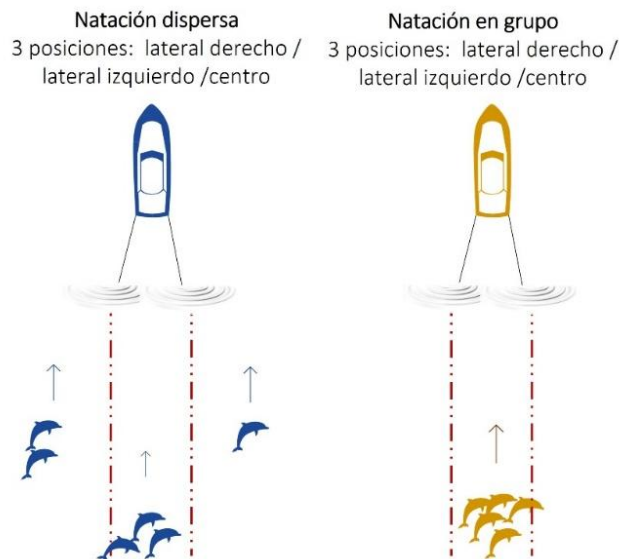


Figura 54: Esquema de la distribución del grupo de delfines según la actividad del barco de arrastre.

No se observó comportamiento de *milling*, pero se observaron comportamientos sociales en un 20% de los avistamientos. En el 92% de los avistamientos de delfines no asociados con pesca



(n=12) el comportamiento observado fue de viaje, y el 8% de alimentación (n=1). No se observaron individuos descansando,

Gracias a las observaciones con dron, se ha podido capturar por primera vez los delfines alimentándose en el copo de la red durante su recogida (Figura 55). Los animales se observan explorando esa zona de la red y en ocasiones como estiran alguna presa que ha quedado medio atrapada en la red.



Figura 55: Delfines explorando el copo de la red. Imágenes obtenidas con el dron de la entidad.

Además, se han podido grabar las primeras imágenes en el Cap de Creus de delfines alimentándose de espetones (*Sphyraena viridensis*), en una acción coordinada acorralando los peces hasta una zona muy cercana a la costa (Figura 56).



Figura 56: Delfines alimentándose de espetones (*Sphyraena viridensis*) delante del cap de Creus.

Eventos:

En el 51% de los avistamientos se registraron delfines saltando (Figura 57), i en concreto en el 61% de los avistamientos de delfines alimentándose en las redes.

Se analizaron 72 grupos de delfines vistos durante los 64 avistamientos para evaluar el efecto del tamaño de grupo y de la composición etaria sobre la probabilidad de observar al menos un salto.

El tamaño de grupo mostró un efecto positivo significativo sobre la probabilidad de observar saltos (GLM binomial, $\beta = 0,254 \pm 0,065$ EE, $z = 3,94$, $p < 0,001$). El modelo indicó que cada individuo adicional incrementa en aproximadamente un 29–40% las *odds* de observar al menos un salto (OR $\approx 1,30$ – $1,40$ según el modelo considerado). La probabilidad estimada de registrar saltos aumentó progresivamente con el tamaño grupal.

Cuando se analizó la presencia de crías como único predictor, esta mostró un efecto positivo significativo ($\beta = 1,10 \pm 0,49$ EE, $p = 0,026$; OR = 3,01, IC95% = 1,16–8,14). Sin embargo, al incluir simultáneamente el tamaño de grupo en el modelo, el efecto de la presencia de crías dejó de ser significativo ($\beta = -1,16 \pm 0,78$ EE, $p = 0,14$), mientras que el tamaño de grupo mantuvo su efecto positivo significativo ($\beta = 0,33 \pm 0,09$ EE, $p < 0,001$).

De forma similar, la presencia de juveniles no mostró un efecto independiente al controlar por tamaño de grupo (OR = 0,75, IC95% = 0,20–2,57), y la proporción de juveniles dentro del grupo tampoco explicó variación adicional en la probabilidad de observar saltos ($\beta = 0,66 \pm 2,43$ EE, $p =$



0,79). La inclusión de la proporción de juveniles incrementó el AIC del modelo, indicando un peor ajuste.

En conjunto, los resultados indican que el tamaño de grupo es el principal factor asociado a la probabilidad de observar conductas aéreas, mientras que la composición etaria no mostró un efecto independiente una vez controlado el número total de individuos.



Figura 57: Dos delfines mulares saltando delante del Cao de Creus.

El otro evento comportamental más avistado fueron los golpes de cola contra la superficie. Este comportamiento se registró en el 50% de los avistamientos totales, y en el 70% de los avistamientos de alimentación en las redes cuando recogía la red.

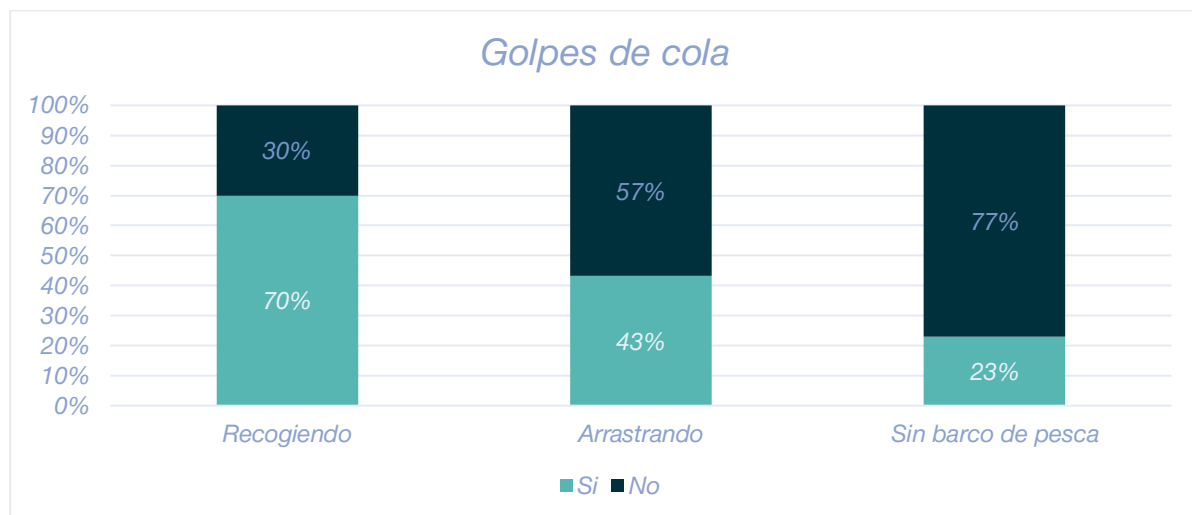


Figura 58: Gráfico de barras con el porcentaje de avistamientos donde se han observado al menos un golpe de cola según si el barco estaba recogiendo red, arrastrando o el grupo fue visto sin estar asociado a un barco de pesca.



En cuanto a las respiraciones, considerando solamente aquellas que se dieron durante asociación delfines-pesquero, la inmersión máxima detectada para un individuo en concreto fue de 5 minutos y 9 segundos, mientras que la mínima de 45 segundos. Teniendo en cuenta las 81 registradas, el tiempo medio de inmersión del delfín mular en asociación con embarcaciones de arrastre fue de 2 minutos y 41 segundos ($DE = 82s$).



4.3 A3 - Comportamiento submarino

Se han realizado 13 embarques, 3 en Llançà y 10 en Roses. Las embarcaciones seleccionadas han sido la embarcación Galandu de la cofradía de Roses y la embarcación Germans Maura de la cofradía de Llançà (Tabla 15). Ambas embarcaciones trabajan en áreas de la plataforma continental.

Nombre	Eslora (m)	TRB (GT)	Tripulación	Especies objetivo	Cofradía	Área de trabajo
GALANDU	23.07	65.2	4	Pulpo, Rape, Merluza, Sepión	Roses	Cabo de Creus/Islas Medas
GERMANS MAURA	20	66GT	4	Salmonete, merluza, jurel, pulpo blanco, etc.	Llançà	Cabo de Creus/Francia

Tabla 15: Embarcaciones seleccionadas y sus características.

En total se ha instalado cámaras y el hidrófono en un total de 28 lances. En todos ellos se han observado delfines interactuando con las redes. La profundidad media de los lances ha sido de 111 m y la máxima de 124 m. La duración de los lances ha sido de 2h 58 min (Tabla 16).

	Media	Máximo	Mínimo
Duración de los lances	2h 58 min	4h 08 min	1h 24 min

Tabla 16: Tabla resumen duración de los lances donde se han instalado las cámaras.

4.3.1 Calidad de las imágenes

En total se han registrado 101 horas de vídeo (176 vídeos). Tanto las cámaras ACEPRO como la DJI Action Pro han mostrado un rendimiento parecido, captando imágenes hasta los 120 m de profundidad sin luz artificial pero la profundidad máxima recomendada para obtener imágenes de calidad son los 100 m de profundidad.

Debido al elevado volumen de datos, se realizó una selección de vídeos para su análisis. En total, se analizaron 93 vídeos, correspondientes a aproximadamente 59 horas de grabación (Tabla 17).

Número de embarques	Número de lances con cámaras e hidrófono	Número de videos	Visualizados	Horas totales	Horas analizadas
13	28	160	93	101	57

Tabla 17: Tabla resumen de los embarques realizados y los resultados obtenidos.



Ha habido varios factores que afectan a la visibilidad y por las cuales no todas las cámaras han registrado imágenes en ocasiones:

- Tipo de fondo marino: este afectaba a la turbulencia del agua y al levantamiento de partículas que impedía que hubiera suficiente luz, o que directamente no enturbiaba la imagen.
- Condiciones meteorológicas: la nubosidad también ha tenido un efecto en la visibilidad de las cámaras, así, en días nublados la visibilidad se limitaba a profundidades menores que en días soleados.
- Instalación de las cámaras: la mala instalación de la cámara o el movimiento de esta durante el calado, aunque esta situación se ha dado en muy pocas ocasiones.
- Posición de la cámara en la red: las cámaras instaladas en la zona final de la red (al inicio o final del copo) fueron las cámaras con peor visibilidad. Estas no consiguieron captar imágenes debido al elevado porcentaje de materia en suspensión que no permitía captar suficiente luz. De la misma manera, las cámaras colocadas en el interior de la red cerca de la relinga del plomo tampoco pudieron captar imágenes de calidad, por el mismo motivo.

4.3.2 Comportamiento submarino

Los comportamientos observados en las imágenes grabadas por las cámaras submarinas han sido principalmente de alimentación, viaje y de interacción con la red no relacionada con alimentación (Figura 60).

Se han identificado un total de 344 eventos de comportamiento y estos se han clasificado en 5 estados comportamentales definidos en la Tabla 3:.

De estos 344, 329 eventos se han registrado cuando la red se encontraba arrastrando (desde el momento que la red toca el fondo hasta que la embarcación se detiene y empieza a retroceder), mientras que 17 corresponden al momento de calar o recoger la red. Esta diferencia es debida principalmente a que mientras el arrastre dura más de dos horas, el calado y la recogida tienen una duración aproximada de 5 minutos y 15 respectivamente.

Mientras que durante el periodo de arrastre los comportamientos principales observados han sido de paso (32%), de búsqueda (59%) y de alimentación (7%), también se han observado también otros comportamientos (2%), como el roce/juego/desparasitación con la red.

En las imágenes los delfines se observan de forma breve, sin mantenerse en la imagen más de 68 segundos, ya que están en constante movimiento explorando o viajando a lo largo de la red.



Para 261 eventos (de los 329 registrados durante el arrastre) fue posible determinar la dirección del animal respecto a la red, obteniendo que en la mayoría de las ocasiones el delfín se desplazaba hacia la parte inicial de la red (87%). El 8% de las imágenes capturaron a los delfines en dirección al copo y el 8% restante, fueron eventos donde el animal se desplazaba de manera cruzada sobre la red (1%) o hacía la superficie (2%) - Figura 59.

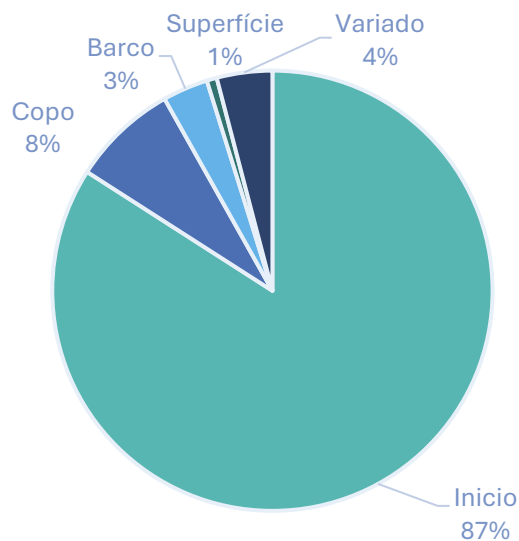


Figura 59 Distribución de la dirección del delfín o delfines observados en cada evento de comportamiento.

La mayoría (93%) de las imágenes captadas consisten en un solo individuo, aunque se trate de un avistamiento de un grupo de delfines y el máximo de individuos en una imagen ha sido de 7.

En la mayoría de los casos, cuando se observa más de un delfín en las cámaras situadas en el medio de la red, cada uno recorre la red individualmente, buscando por un costado u otro, o uno detrás de otro, pero sin interactuar entre ellos.



Figura 60: Izquierda delfín mular a punto de capturar el pez que sobresale de la red. Derecha: Delfín mular rascándose la cabeza con la red.

4.3.2.1 Alimentación

El 66% de los eventos registrados están relacionados con la alimentación (búsqueda de alimento o captura de presa) (Figura 61). Los comportamientos de alimentación observados han sido principalmente de búsqueda de alimento (59%), que comprende comportamientos de natación estática, escaneo con la cabeza, natación invertida y natación lateral. Un 7% han sido eventos de alimentación, que incluyen aquellos comportamientos donde se puede observar la extracción de la presa y aquellos donde no se aprecia la presa, pero el delfín realiza un golpe de cabeza lateral, como un tirón (movimiento brusco cabeza).

Todos los episodios de alimentación (100%) han sido observados en el exterior de la red. Los animales recorren desde la parte posterior de la red hacia la inicial, escaneando principalmente

la zona central media y lateral de la red, de donde capturan aquellos peces que han quedado atrapados en la red y sobre salen de esta. Se han observado algunos individuos nadando directamente hacia la zona donde capturan las presas, la capturan y vuelven a la superficie, pero en la mayoría de estas el individuo llega recorriendo la red en búsqueda de la presa y puede realizar más de una captura durante la misma inmersión.

Las zonas con una mayor proporción de comportamientos de alimentación ha sido el lateral de la red en la zona media, donde el 59% de los comportamientos son de búsqueda y el 8% de captura de presa. Se han observado los delfines buscando justo donde la red toca con el suelo. En cambio, en el cielo de la red en posición central se ha observado este tipo de comportamientos en un 49% y un 6% respectivamente.

El 91% de los eventos de búsqueda son delfines en dirección al inicio de la red, el 6% en dirección al copo y el 4 % se observa al delfín recorriendo la red en las dos direcciones.

Generalmente, los peces capturados son de talla pequeña.

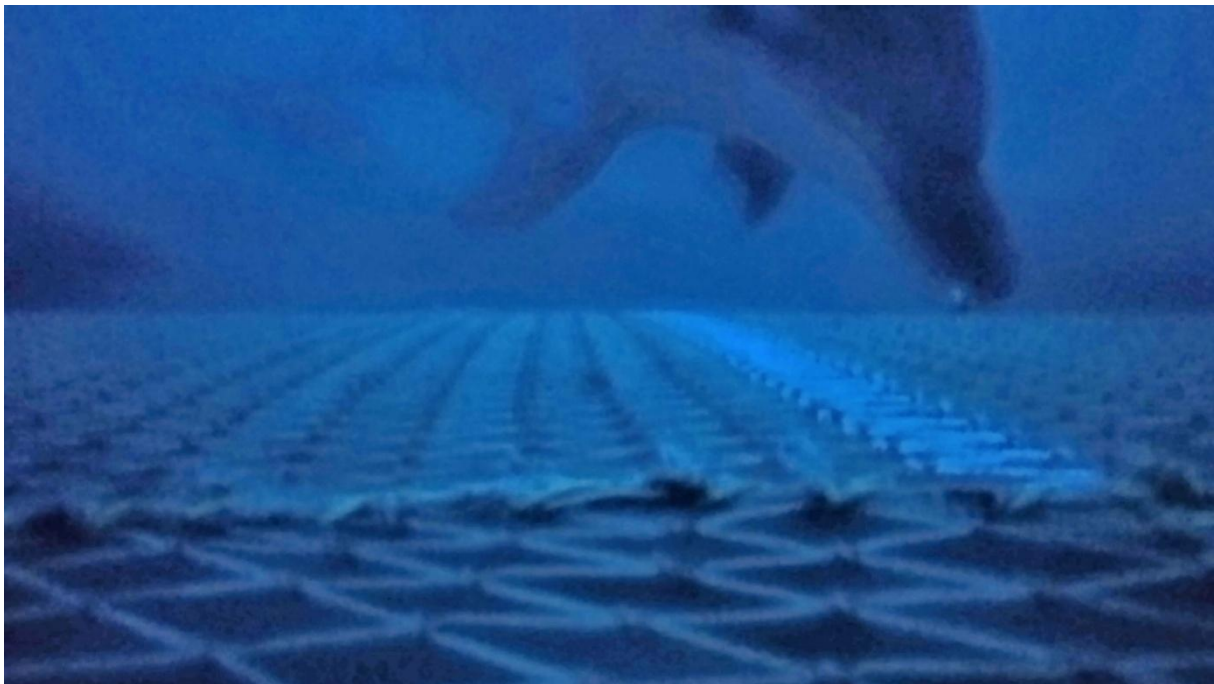


Figura 61: Delfín mular capturando un pez que sale de la red de arrastre.

4.3.2.2 Viaje

El segundo comportamiento más observado ha sido el de viaje o de paso con un 33% (Figura 62), el cual también incluye el viaje cruzado, que podría estar relacionado también con un comportamiento de búsqueda de alimento. Se han observado todos los tipos de natación identificados ya en el proyecto COSTtERA, descritos en el apartado 5.2.1. El más común observado ha sido la natación activa, donde el delfín se desplaza activamente en una dirección determinada (66%). por Otros comportamientos observados han sido la natación pasiva (8%),



donde generalmente el delfín simplemente se deja “caer” hacia el final de la red, nadar sobre un costado (3%), girando sobre sí mismo (6%) y del revés (5%). Se ha diferenciado la natación hacia la superficie (6%) al no estar relacionado con el viaje a lo largo de la red (Tabla 18).

Comportamiento	Porcentaje registrados
Viaje (Natación activa)	66%
Viaje (Natación pasiva)	8%
Viaje (Natación superficie)	6%
Viaje (Natación lateral)	3%
Viaje (Natación tirabuzón)	6%
Viaje (Natación invertida)	5%
Viaje (Natación cruzada)	13%
Total	100%

Tabla 18 Distribución de los eventos relacionados con viaje observados durante las grabaciones submarinas del Proyecto COSTtERA2.

Analizando el comportamiento de viaje a lo largo de la red durante el arrastre, se ha observado que en un 71 % de las ocasiones el delfín se desplazaba en dirección al inicio de la red, o hacia la embarcación. Y en un 12% en dirección al final del copo, aunque estos desplazamientos son mayoritariamente dejándose caer hacia esa dirección (natación pasiva). Un 1% hacia la superficie y 10% hacia la popa del barco, un 5% en ambas direcciones.



Figura 62: Madre y juvenil nadando al revés hacia el inicio de la red de arrastre.

4.3.2.1 Calado y recogida de red

Se han recogido pocas grabaciones de los momentos de calado y recogida de la red. Las cámaras colocadas cerca del copo quedaban completamente oscuras por todo el recorrido de recogida.



La gran mejora este año es que se ha mejorado la forma de sujeción de las cámaras permitiendo poder grabar el momento de recogida de la red desde el momento en el que la red deja de tocar el suelo y levantar partículas.

En el momento de recogida, cuando la red se encuentra cerca de la superficie, se han observado individuos explorando la red (47%), y alimentándose (6%), así como desplazándose (47%).

Así, en el momento de suspensión de la red, se han observado individuos desplazándose hacia el fondo con dirección al final de la red, mientras que una vez extendida de nuevo en la superficie los individuos se desplazan a lo largo de la red explorando toda esta. Un punto de concentración es el final de la red, el copo, donde en el momento de recoger los delfines se agrupan escaneando si hay presas que sobre salen (Figura 63).

Las imágenes con el máximo de individuos se han recogido en estas ocasiones, con hasta 7 individuos observados en la zona del copo.

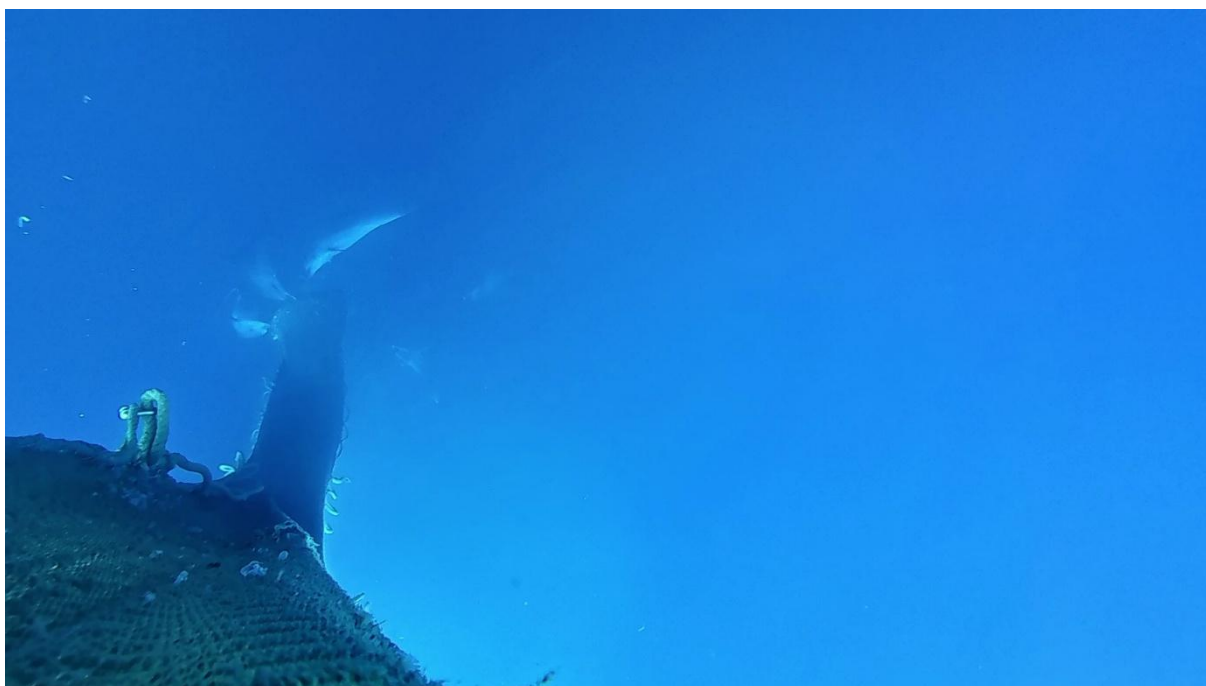


Figura 63: Delfines en el copo de la red buscando alimento durante la recogida de la red de arrastre cerca de la superficie.

4.3.2.2 Comportamientos observados según la posición de la cámara

Las cámaras se han colocado principalmente en 4 posiciones distintas a lo largo de la red: la boca, en la parte central superior (1º cuarto de la red), en la parte central media (2º cuarto), en la zona previa a la corona (precorona) y dentro de la red.

En la zona de la boca de la red se han observado solamente comportamientos relacionados con el viaje desde el exterior de la red, con los animales nadando hacia la embarcación.



La zona de la red situada en la mitad de la longitud de la red es la región donde se han registrado una mayor proporción de imágenes de alimentación o búsqueda (73%), en contraste con el 10% de viaje. La zona anterior a la corona de la red es la posición donde se han obtenido menos grabaciones debido a la elevada turbulencia de esa zona. Pero en el momento de recoger la red han podido grabar episodios no registrados antes, donde los delfines se agrupan alrededor del copo para buscar aquellas presas atrapadas en la red.

Por otro lado, en las cámaras interiores, colocadas generalmente en la boca, no han registrado delfines en el interior de la red en ninguna ocasión.

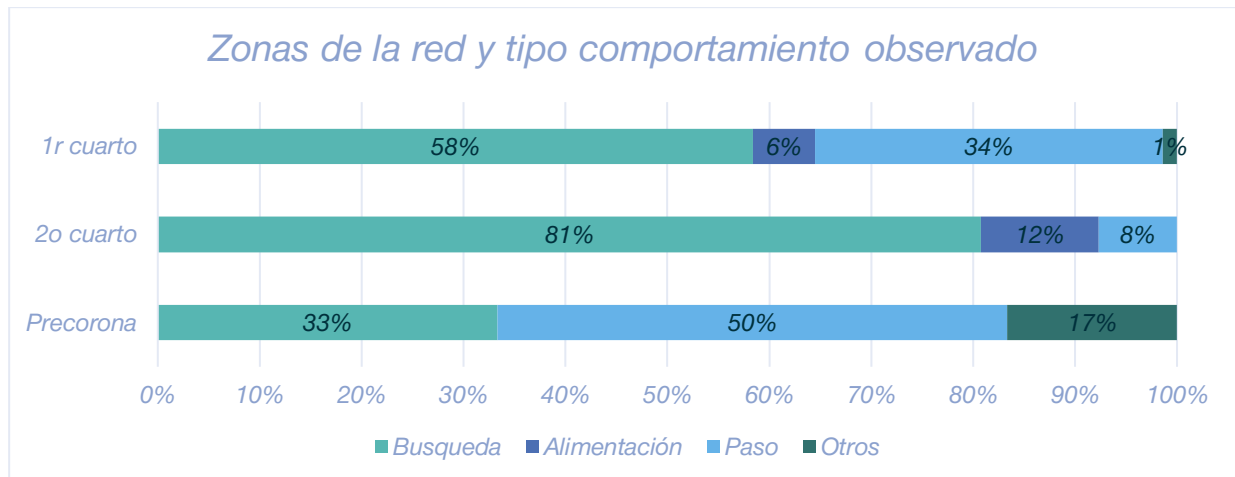


Figura 64: Comportamientos observados según la zona de la red donde estaba colocada la cámara.

4.3.3 Relación comportamiento submarino/superficie

Se han realizado 8 registros de comportamiento donde las cámaras estaban instaladas. Las imágenes de comportamiento de dron han ayudado a comprender los patrones que se observaban en las cámaras submarinas. Se ha podido confirmar conjuntamente con las imágenes submarinas que los delfines se alimentan del copo de la red en el momento de recogida (Figura 65), cuando el copo está más lleno y no hay turbulencia ni impactos con el suelo. Para poder relacionar los comportamientos observados en superficie con el comportamiento submarino durante el arrastre hace falta un mayor número de registros, ya que la duración de los clips de video con imágenes de delfín es muy breve (media de 5 segundos en pantalla). Se propone mejorar la captura de imágenes utilizando las cámaras 360 que se empezaron a implementar con este proyecto.



Figura 65: Arriba: Imagen submarina de un delfín en el copo de la red en el momento de recoger la red de arrastre.
Abajo: Imagen des del dron con delfines en el copo de la red alimentándose.



4.4 A4 - Resultados de los modelos de *deep learning* para la detección de delfines en videos de cámaras submarinas

Los modelos de detección de objetos con YOLOv8 se han entrenado para identificar delfines y redes de pesca. A continuación, se explican los resultados y la evaluación de los modelos obtenidos en detalle.

4.4.1 Modelo "dolphin_fishing_net" yolo8n.pt

Este primer modelo utiliza el modelo pre-entrenado YOLOv8n (Nano), que es la versión más rápida y ligera de la versión YOLOv8. El modelo se entrena primeramente durante 50 épocas (epochs=50), con imágenes de tamaño 640x640 (imgsz=640). Los resultados del entrenamiento se almacenan, incluyendo best.pt (el mejor modelo basado en métricas de validación) y last.pt (el modelo guardado tras la última época). A posteriori y con el fin de mejorar el modelo, también se entrena con más épocas (epochs=50) y se añade el early stopping, por si el modelo deja de mejorar antes de que finalice el entreno.

4.4.1.1 Evaluación Modelo "dolphin_fishing_net"

En el caso del modelo "dolphin_fishing_net", se puede observar en la Tabla 19: que la precisión general del modelo es de 0,89, lo que indica que el 89% de las detecciones realizadas por el modelo son correctas. Esto significa que la mayoría de los objetos identificados en las imágenes corresponden efectivamente a delfines o redes de pesca (Tabla 19). El recall, que representa la capacidad del modelo para encontrar todos los objetos de interés en las imágenes tiene un valor de 0,93, lo que indica que el modelo detecta casi todos los delfines y redes de pesca presentes en las imágenes (93 %), aunque en algunos casos no se identifiquen correctamente.

La precisión (89,1%) indica que el modelo presenta un buen balance entre identificar correctamente los delfines y las redes de pesca y la capacidad de encontrarlos en las imágenes (recall).

Clase	Precisión	Recall (R)	mAP50	mAP50-95
Todas	0,891	0,931	0,947	0,815
Delfines	0,836	0,889	0,905	0,693
Redes de Pesca	0,946	0,972	0,989	0,937

Tabla 19: Métricas de evaluación obtenidas en el despeño por clases del modelo "dolphin y fishing_net"

En la Figura 66 puede verse la evolución de las métricas de evaluación a lo largo del entreno. El mAP@50, que mide la precisión promedio cuando el umbral de intersección sobre unión es del 50%, tiene un valor de 0,94. Esto sugiere que el modelo es eficiente en la detección cuando se considera un nivel bajo de coincidencia entre las predicciones y los objetos reales. El mAP@50-



95 tiene un valor de 0,81, lo que indica que el modelo mantiene una buena precisión incluso en los casos donde se exige una coincidencia más exacta.

El fitness score (F1-score = 0,91). Esto significa que el modelo tiene un buen desempeño en términos generales, aunque todavía podría haber margen de mejora.

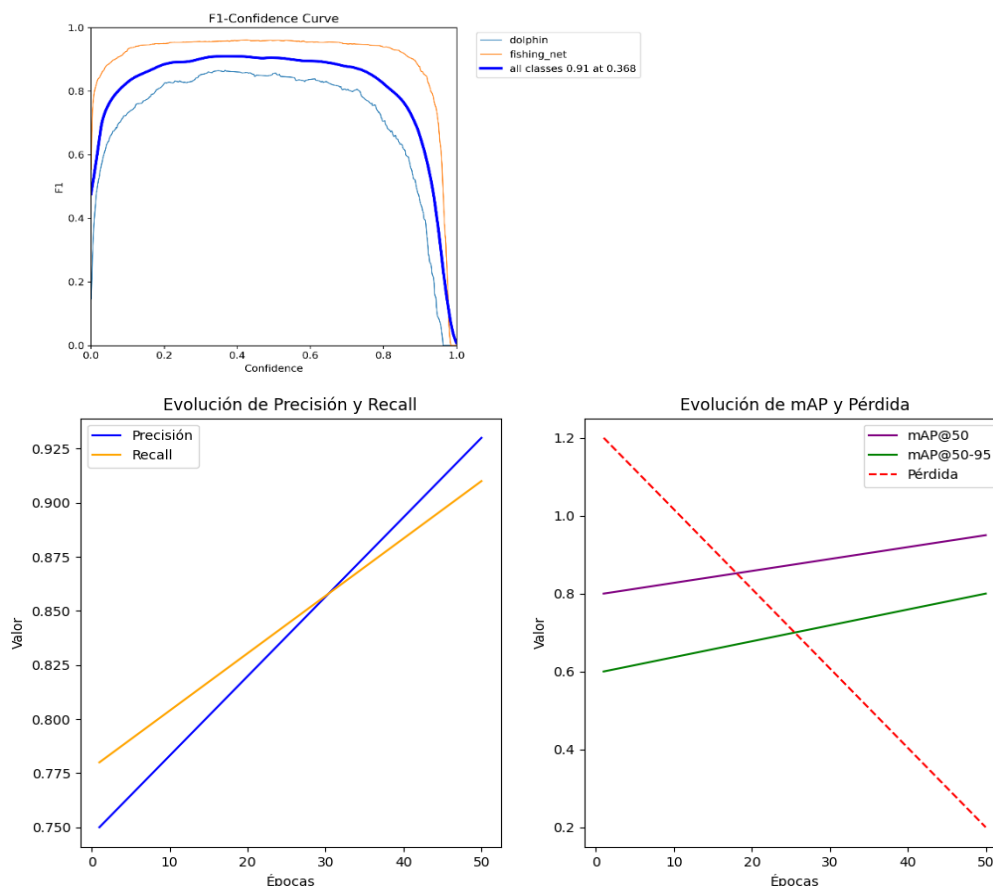


Figura 66: Evolución del rendimiento del modelo durante el entrenamiento. Arriba izquierda: F1-score. Abajo izquierda: evolución de la precisión y el recall a lo largo de las épocas. Abajo Derecha: evolución del mAP@50, mAP@50-95 y la pérdida.

El preprocesamiento de las imágenes tomó aproximadamente 0,3 milisegundos por imagen. La inferencia, que es el proceso en el que el modelo realiza la detección de objetos, tarda alrededor de 2.3 milisegundos por imagen. Finalmente, el postproceso, que se encarga de ajustar las detecciones y eliminar predicciones redundantes, toma 3.0 milisegundos por imagen.

En general, el modelo es rápido en la detección, con un tiempo total de aproximadamente 2.2 milisegundos por imagen. Esto lo hace adecuado para aplicaciones en tiempo real.

4.4.1.2 Desempeño por Clases



A pesar de que en el caso de las redes de pesca el modelo tiene buenos resultados, nos interesa más la detección de delfines por ser el objetivo principal. En la Figura 66 del apartado anterior se resumen las métricas obtenidas para la clase “delfín”. Por lo general podemos considerar que:

- Si la **precisión** de delfines es baja (<85%), el modelo está confundiendo otros objetos con delfines.
- Si el **Recall** de delfines es bajo (<85%), el modelo está perdiendo delfines en las detecciones.
- Si el **mAP@50-95** de delfines es bajo (<75%), hay margen de mejora cuando exigimos mayor confianza.

En general estos valores indican que el modelo tiene una buena capacidad de detección de delfines, con una precisión del 83,6% y un recall del 88,9%. Esto significa que el modelo identifica correctamente la mayoría de los delfines en las imágenes (alto recall), pero todavía puede cometer algunos falsos positivos (precisión moderada).

En el caso de los delfines, el mAP obtenido es de 0,69, lo que indica que la detección de delfines es aceptable, pero podría mejorar. En el caso de las redes de pesca, el mAP es de 0,93, lo que sugiere que la detección de redes es mucho más precisa. Esta diferencia en rendimiento podría deberse a la cantidad de ejemplos disponibles en el dataset o a que las redes presentan características más diferenciables que los delfines ya que están fijas y no se mueven y por lo general aparecen ocupando mucho más plano que el de los delfines.

Aunque este modelo ha presentado un buen desempeño en general, probamos con otros modelos introduciendo mejoras, tal y como se muestra en los siguientes apartados.

4.4.2 Modelo "dolphin_augmented" Yolov8s.pt

Una vez realizado el proceso anterior con la versión más ligera de Yolov8 y habiendo obtenido buenos resultados, aunque con cierto margen de mejora, se utiliza la versión YOLOv8s (Small), que es más precisa y se aplican diferentes transformaciones en las imágenes de entrenamiento, lo que permite simular condiciones variadas, como cambios de iluminación, ángulos de visión y tamaños de los objetos detectados. A continuación, se listan las transformaciones aplicadas, que pueden ser encontradas en la página de Ultralytics YOLO en Configuración³:

- Flips (Inversiones)

Inversión vertical (50% de probabilidad).

Inversión horizontal (50% de probabilidad).

³ <https://docs.ultralytics.com/es/usage/cfg/#solutions-settings>



- Mosaic Augmentation

Combina hasta 4 imágenes en una sola para aumentar la diversidad en la posición de los objetos.

- Transformaciones de Color (HSV)

Cambio de tono para simular variaciones en la luz submarina.

Ajuste de saturación hasta un 70% para diferentes condiciones de iluminación.

Modificación del brillo en un 40% para adaptarse a distintas profundidades.

- Transformaciones Geométricas

Rotación de hasta 10 grados en ambas direcciones.

Desplazamiento de la imagen hasta un 10% en cualquier dirección.

Cambio de escala hasta un 50% más grande o más pequeña.

Inclinación de la imagen hasta 2 grados.

Pequeña distorsión en la perspectiva para simular variaciones en la forma de los objetos.

Se entrena un modelo base ("baseline") con datos estándar, sin técnicas de aumento avanzadas, con el objetivo de establecer un punto de referencia en la detección. A continuación, se entrena un segundo modelo con técnicas de aumento avanzadas, aplicando transformaciones como rotaciones, cambios de escala, modificaciones de color y combinaciones de imágenes para mejorar la capacidad del modelo en escenarios más diversos. Una vez entrenados, ambos modelos son guardados con nombres específicos, asegurando su acceso incluso después de cerrar Colab. Además, el modelo es exportado a formatos como ONNX y TorchScript, permitiendo su implementación en distintos entornos, como dispositivos móviles o sistemas en tiempo real. Finalmente, todos los registros de entrenamiento se almacenan para futuras referencias y mejoras en el modelo.

4.4.2.1 Evaluación del modelo

En la Figura 67 se muestra las gráficas del comportamiento del entreno del modelo "dolphin_augmented".

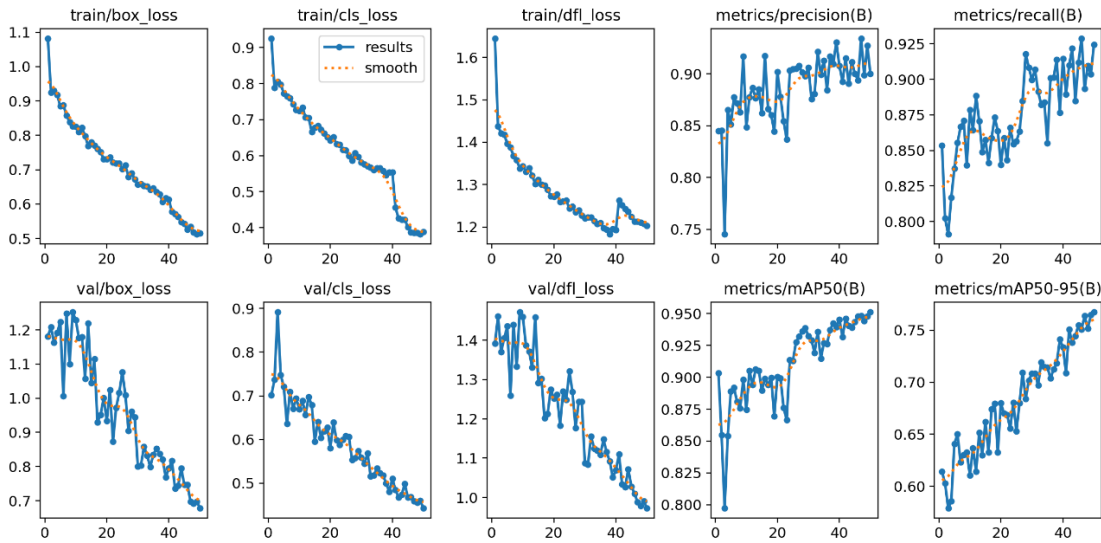


Figura 67: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_augmented” YOLOv8 a lo largo de las 50 épocas.

En la primera fila se observan las pérdidas de entrenamiento, que incluyen la pérdida de caja delimitadora, la pérdida de clasificación y la pérdida de distribución focalizada. Todas estas pérdidas disminuyen de manera constante, lo que indica que el modelo está aprendiendo correctamente y ajustando mejor sus predicciones con el tiempo.

En la segunda fila, las pérdidas de validación reflejan un patrón similar, con una disminución progresiva a medida que avanza el entrenamiento. Al inicio, las pérdidas son más altas debido a la falta de ajuste del modelo, pero con el tiempo se estabilizan en valores más bajos, lo que sugiere una buena convergencia del modelo.

Las métricas de precisión y recall muestran una tendencia creciente, lo que indica que el modelo mejora su capacidad para identificar correctamente los objetos. La precisión representa la proporción de detecciones correctas sobre el total de predicciones realizadas, mientras que el recall mide la proporción de objetos detectados correctamente sobre el total de objetos en la imagen.

Las curvas de mAP@50 y mAP@50-95 muestran un aumento constante, lo que indica que el modelo mejora su capacidad de detección a diferentes umbrales de intersección sobre unión. En particular, mAP@50 aumenta rápidamente en las primeras épocas y luego se estabiliza, mientras que mAP@50-95 presenta una curva más progresiva debido a la exigencia de detectar con mayor precisión los objetos en diferentes niveles de solapamiento.

En general, las curvas indican un buen entrenamiento, con una reducción constante de las pérdidas, un aumento de la precisión y el recall, y una mejora constante en la capacidad del modelo para detectar objetos en las imágenes.



4.4.2.2 Desempeño por Clases

En la Tabla 20 se muestran las métricas de desempeño para cada clase. En el caso de las redes de pesca se observa que el rendimiento es muy bueno en general. Para delfines, las métricas de precisión y recall son bastante buenas. La precisión indica que de todas las detecciones que el modelo hizo como "delfín", el 84.6% son correctas. El recall muestra que el modelo detectó el 88% de los delfines presentes en las imágenes.

Sin embargo, el mAP@50-95 de 63.8% muestra que cuando el margen de error es más estricto, el modelo tiene un rendimiento más bajo en la detección precisa de delfines.

Clase	Imágenes	Instancias	Precisión	Recall	mAP50	mAP50-95
all	811	895	0,902	0,919	0,952	0,758
dolphin	179	184	0,846	0,88	0,916	0,638
fishing_net	710	711	0,958	0,958	0,988	0,878

Tabla 20: Métricas de evaluación para el modelo Dolphin_augmented

Además, tal y como se observa en la matriz de confusión (Figura 68) el 92% de los delfines fueron correctamente clasificados, solo el 6% de los delfines fueron mal clasificados como fondo y solo un 2% fue mal clasificado como red de pesca (igual que en la matriz anterior).

El 58% de las imágenes de fondo fueron clasificadas erróneamente como delfines y el 42% del fondo fue clasificado como redes de pesca.

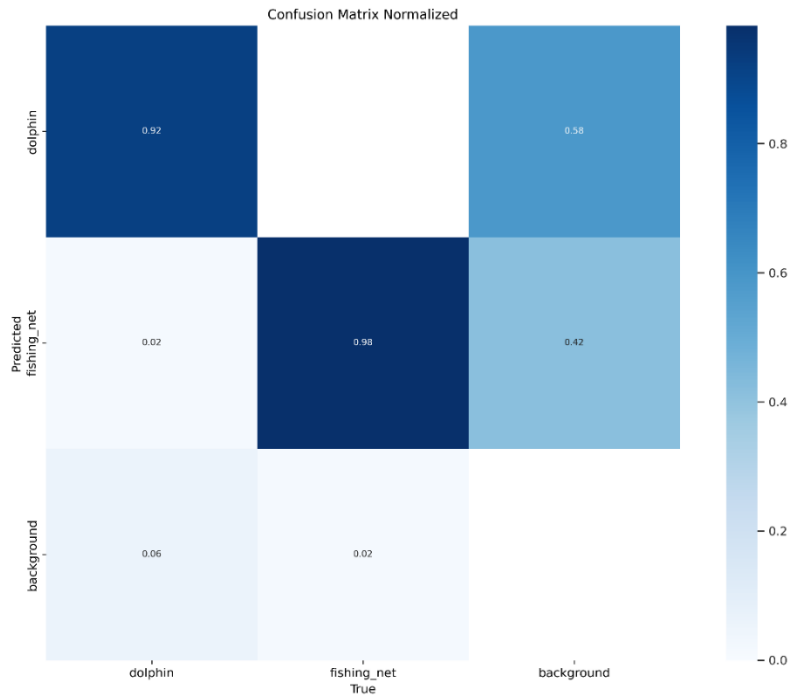


Figura 68: Matriz de confusión normalizada

4.4.3 Análisis comparativo de los modelos “dolphin_fishing_net” y “dolphin_augmented”.

Con el fin de observar si este nuevo modelo con datos aumentados y otra versión de Yolo ha mejorado el rendimiento respecto al primer modelo, comparamos las métricas de evaluación de los dos modelos. La Tabla 21 muestra la comparación de métricas para la clase delfín en los dos modelos ejecutados. Observamos los siguientes cambios entre la versión anterior y la versión actual del modelo:

Métrica	Dolphin_fishing_net	Dolphin_augmented	Cambio
Precisión (P)	0,836	0,846	+0,01 (Mejor)
Recall (R)	0,889	0,880	-0,009 (Peor)
mAP@50	0,905	0,916	+0,011 (Mejor)
mAP@50-95	0,693	0,638	-0,055 (Peor)

Tabla 21: Comparación de las métricas para la clase delfín entre el modelo “dolphin_fishing_net” y el modelo “dolphin_augmented”.



La comparación muestra que las mejoras son poco apreciables. Parece que tanto la precisión como el mAP@50 habrían mejorado, pero hay una ligerísima caída en recall y mAP@50-95, aunque poco apreciable.

El modelo “dolphin_augmented” actual sería más selectivo y comete menos falsos positivos, lo que significa que cuando detecta un delfín, hay más probabilidades de que la detección sea correcta. Además, tiene mejor rendimiento en detecciones con un umbral de IOU $\geq 50\%$, por lo que sus predicciones serán más consistentes en términos de solapamiento con las cajas reales.

Por el contrario, el recall disminuye ligeramente, lo que podría indicar que el modelo actual detecta menos delfines en total, es decir, que es más estricto al considerar una detección válida. El mAP@50-95 también disminuye en relación con el modelo “dolphin_fishing_net”, lo que significa que el modelo tiene menor precisión en la detección cuando se requiere un alto nivel de solapamiento con la caja real.

En general, si nos apoyamos en la precisión y mAP@50, el modelo actual es algo mejor porque hace menos detecciones erróneas y mantiene un alto rendimiento en detecciones con IOU $\geq 50\%$.

En cuanto a velocidad de procesado (Tabla 22), se observa que la diferencia en tiempo de inferencia entre ambos modelos es moderada pero no demasiado significativa.

Proceso	Dolphin_fishing_net	Dolphin_augmented	Diferencia
Preprocesamiento	4,9 ms	4,8 ms	-0,1 ms (Sin cambio significativo)
Inferencia	361,8 ms	394,4 ms	+32,6 ms (8,9% más lento)
Postprocesamiento	0,9 ms	0,89 ms	-0,01 ms (Sin cambio significativo)

Tabla 22: Tabla comparativa con los tiempos promedio de preprocesamiento, inferencia y postprocesamiento entre el modelo dolphin_fishing_net y el dolphin_augmented

En este paso se realiza una prueba con videos reales para los dos modelos. Aunque el modelo_augmented ha mejorado ligeramente en algunos aspectos, todavía existen videos en los que no detecta los delfines (Figura 69) cuando estos están muy difuminados o poco claros. Aunque no es crucial para este trabajo, puesto que el objetivo es detectar delfines de forma clara, se prueban otros modelos, tal y como se describe en los siguientes apartados a continuación.

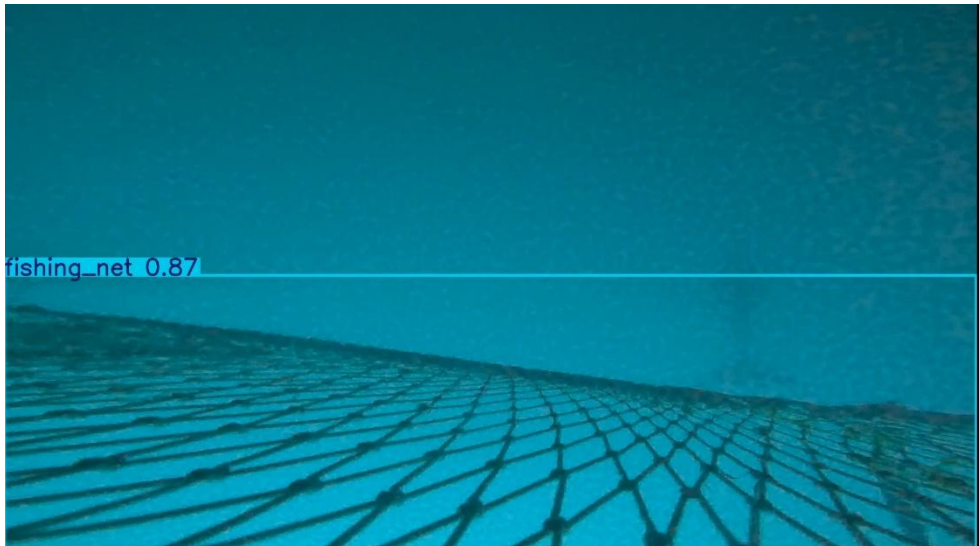


Figura 69: Video en la que aparece un delfín que no ha sido detectado. Caja roja indica la posición del delfín en el frame del video.

4.4.4 Modelo “Dolphin_augmented_improved”

Este modelo se entrena con el objetivo de mejorar la detección de delfines utilizando diversas estrategias de optimización y aumento de datos (data augmentation). Se implementaron varios cambios clave para mejorar la precisión y la generalización del modelo:

- Reducción del umbral de confianza (Confidence Score) a 0,40 para que el modelo sea más sensible a detecciones débiles y no descarte delfines que podrían estar parcialmente visibles.
- Se aumenta el número de épocas de entrenamiento a 60 para permitir que el modelo aprenda mejor los patrones en los datos.
- Se aplican transformaciones a las imágenes para simular condiciones de variabilidad en el mundo real.

Ajustes de color: $hsv_h=0,015$, $hsv_s=0,7$, $hsv_v=0,4$: Modifica matiz, saturación y brillo de la imagen para mejorar la robustez ante cambios de iluminación y color del agua.

Transformaciones geométricas: $degrees=15,0$: Rotación aleatoria de hasta 15° para mejorar la detección en ángulos diferentes; $translate=0,15$: Desplaza la imagen hasta un 15% en cualquier dirección; $scale=0,3$: Escala la imagen aleatoriamente en un 30%; $shear=5,0$: Deforma la imagen para simular ángulos de cámara diferentes; $perspective=0,002$: Introduce ligeras variaciones en la perspectiva.

Reflejos y mezclas de imágenes: $flipud=0,5$: Voltea verticalmente el 50% de las imágenes para simular diferentes orientaciones de los delfines. $fliplr=0,5$:



Voltea horizontalmente el 50% de las imágenes. Dolphi=1.0:

Combina imágenes aleatoriamente en una sola imagen, aumentando la diversidad de los datos. Mixup=0,2: Mezcla partes de diferentes imágenes para mejorar la variabilidad. Copy_paste=0,1: Pega objetos de una imagen en otra para mejorar la detección en entornos más complejos.

Se carga YOLOv8 en su versión “small” (yolov8s.pt). Este modelo ya está pre-entrenado en COCO y servirá como base para el entrenamiento con datos de delfines.

4.4.4.1 Evaluación del modelo

En la Figura 70 se muestra las gráficas del comportamiento del entreno del modelo “Dolphin_augmented_improved”.

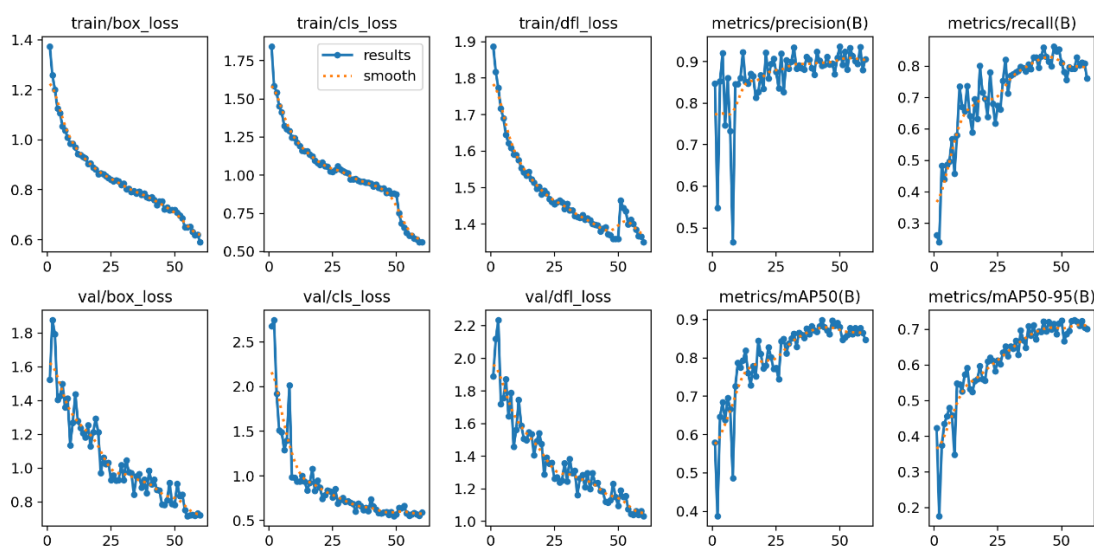


Figura 70: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_augmented_improved” YOLOv8s a lo largo de las 50 épocas.

Tal y como se mostró en el modelo anterior, en la primera fila se observan las pérdidas de entrenamiento, que incluyen la pérdida de caja delimitadora (train/box_loss), la pérdida de clasificación (train/cls_loss) y la pérdida de distribución focalizada (train/df_l_loss). Todas estas pérdidas disminuyen de manera constante, lo que indica que el modelo Dolphin_augmented_improved está aprendiendo correctamente y ajustando mejor sus predicciones con el tiempo.

En la segunda fila, las pérdidas de validación (val/box_loss, val/cls_loss, val/df_l_loss) reflejan un patrón similar, con una disminución progresiva a medida que avanza el entrenamiento.



Inicialmente, las pérdidas son más altas debido a la falta de ajuste del modelo, pero con el tiempo se estabilizan en valores más bajos, lo que sugiere una buena convergencia y generalización del modelo.

Las métricas de precisión y recall muestran una tendencia creciente, alcanzando valores cercanos a 0,9 y 0,8, respectivamente, lo que indica que el modelo mejora su capacidad para identificar correctamente los objetos. La precisión representa la proporción de detecciones correctas sobre el total de predicciones realizadas, mientras que el recall mide la proporción de objetos detectados correctamente sobre el total de objetos en la imagen.

Las curvas de mAP@50 y mAP@50-95 muestran un aumento constante, lo que indica que el modelo mejora su capacidad de detección a diferentes umbrales de intersección sobre unión (IoU). En particular, mAP@50 se estabiliza cerca de 0,9, lo que sugiere un alto desempeño en la detección con un umbral menos estricto. Por otro lado, mAP@50-95 alcanza aproximadamente 0,7, reflejando una mejora progresiva en la detección con mayores niveles de precisión y solapamiento.

Estos resultados indican que el modelo tiene un buen rendimiento en la detección de objetos, con una mejora constante a lo largo del entrenamiento y sin signos evidentes de sobreajuste.

4.4.4.2 Desempeño por clases

Tal y como muestra la matriz de confusión (Figura 71) el modelo identifica correctamente los delfines un 67% de las veces. Sin embargo, confunde delfines con la clase “background” un 39% de las veces y solo 2% de los delfines fueron clasificados erróneamente como “fishing_net”.

En cambio, el modelo tiene un 95% de precisión al identificar correctamente redes de pesca y casi nunca confunde “fishing_net” con “Dolphin”.

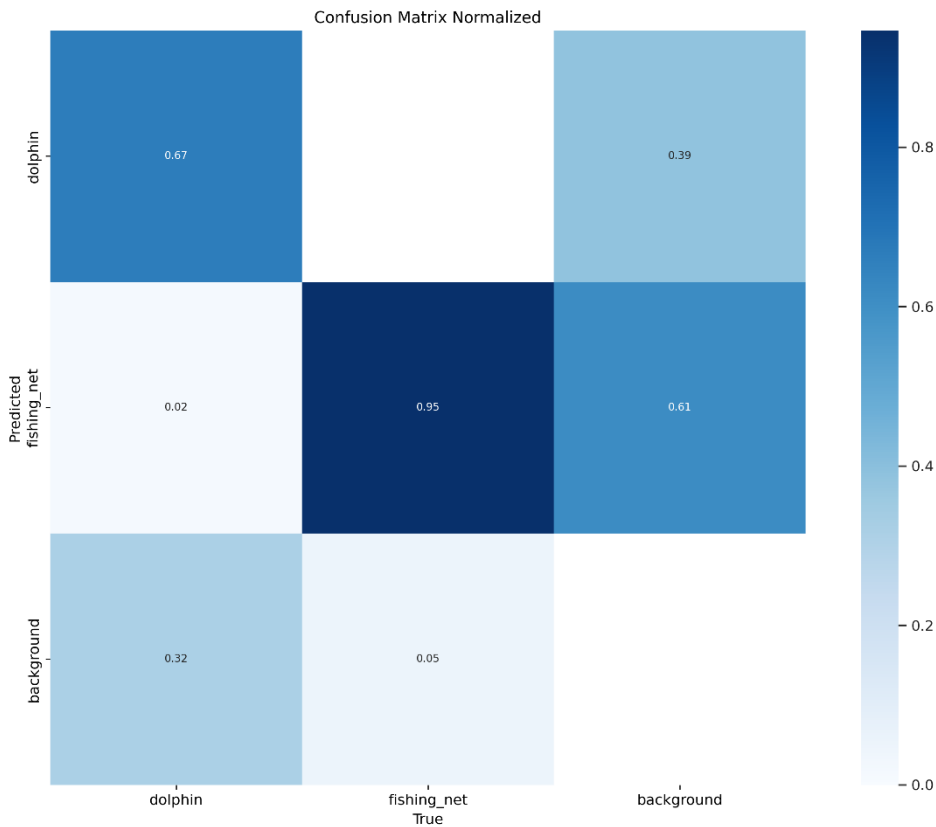


Figura 71: Matriz de confusión normalizada

Además, el rendimiento en la identificación de redes (95% de precisión) es muy sólido. Sin embargo, hay una confusión notable entre delfines y fondo, ya que el modelo tiende a clasificar erróneamente partes del fondo como delfines (32% de error) y viceversa (39% de error).

Basándonos en estos resultados, parece que el modelo "augmented_improved" no mejoró el rendimiento general, sino que en algunos aspectos ha empeorado. Aunque redujo la confusión entre delfines y el fondo, se volvió menos preciso en la detección de delfines y redes de pesca, además de aumentar la confusión entre el fondo y otras clases, por lo que se prueban otras mejoras, tal y como se explica en el siguiente apartado.

4.4.5 Modelo "dolphin_detector"

En este modelo se aplican mejoras respecto a los anteriores, ajustando los hiperparámetros, aplicando técnicas de aumento de datos y entrenando durante más épocas, para mejorar su rendimiento. Se sigue utilizando la versión Yolov8s.

En este caso, se entrena el modelo base para 120 épocas con el fin de mejorar la capacidad del modelo de generalizar en diferentes escenarios. En el primer entrenamiento (modelo base) se



habilitó el aumento de datos nativo de YOLOv8 utilizando `augment=True`. Esto activa algunas transformaciones básicas como:

- Flipping horizontal (`fliplr`): Invierte la imagen horizontalmente.
- Flipping vertical (`flipud`): Invierte la imagen verticalmente.
- Escalado (`scale`): Ajusta el tamaño del objeto dentro de la imagen.
- Rotación (`degrees`): Aplica una ligera rotación a la imagen.
- Modificaciones en el brillo y contraste (`hsv_h`, `hsv_s`, `hsv_v`): Cambia la intensidad del color, brillo y saturación.
- Mosaico (`mosaic`): Combina partes de diferentes imágenes en una sola para

Se realiza a posteriori un segundo entrenamiento de 50 épocas con técnicas avanzadas de aumento con el objetivo de mejorar la detección de delfines.

Se ajustan los parámetros de data augmentation:

- `flipud=0,0`: No voltea imágenes verticalmente (irrelevante en delfines).
- `fliplr=0,5`: Mantiene el volteo horizontal (ayuda en detección en diferentes orientaciones).
- `mosaic=0,5`: Se reduce el efecto de *mosaico* (para evitar distorsiones excesivas).
- `hsv_h=0,015`, `hsv_s=0,5`, `hsv_v=0,3`: Se reduce la alteración de color para mantener más realismo.
- `degrees=5.0`, `translate=0,05`, `scale=0,3`, `shear=1.0`, `perspective=0,0005`: Se aplican transformaciones más sutiles para evitar distorsiones.

4.4.5.1 Evaluación del modelo `Dolphin_detector`

Las pérdidas en el conjunto de validación reflejan un comportamiento similar al del entrenamiento, aunque con algunas fluctuaciones naturales debido a la variabilidad de los datos de validación (Figura 72).

Las métricas del modelo reflejan un buen rendimiento general en la detección de delfines y redes de pesca. La precisión ha aumentado a lo largo del entrenamiento, lo que indica que el modelo ha mejorado en la reducción de falsos positivos. De manera similar, el recall ha mejorado, lo que significa que el modelo detecta más instancias sin omitir demasiadas. En cuanto a la métrica de precisión media, la `mAP50` se estabiliza por encima de 0,92, lo que sugiere un excelente desempeño en la detección de objetos. Por otro lado, la `mAP50-95` ha seguido mejorando progresivamente, lo que indica que el modelo mantiene un alto nivel de precisión en distintos umbrales de `IoU`.



El modelo ha convergido de manera estable, con una reducción constante de las pérdidas y un incremento en precisión y recall, lo que indica que ha aprendido de manera efectiva. La métrica mAP50 superior a 0,92 confirma que el modelo está funcionando bien en la detección de delfines y redes de pesca (Figura 72).

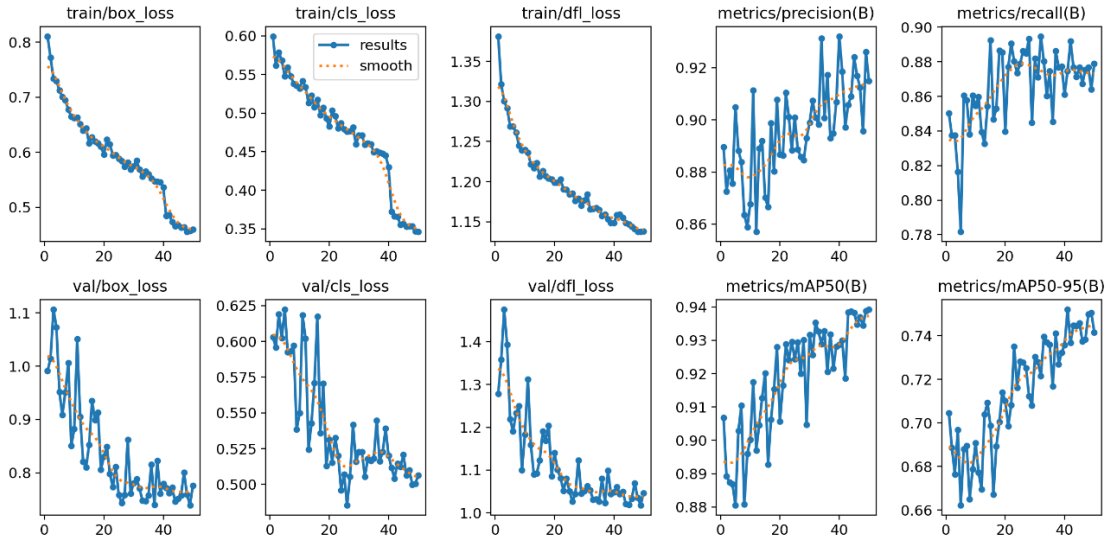


Figura 72: Imagen de las gráficas que muestran el comportamiento de diferentes métricas durante el entrenamiento del modelo “Dolphin_detector” YOLOv8s a lo largo de las 170 épocas (120 del baseline + 50 adicionales) con mejoras en aumentos de datos.

4.4.5.2 Desempeño por clases

En la Tabla 23 se muestra el análisis de las métricas por clases, donde se observa que la precisión mAP50-95 no mejoró con respecto a otros modelos.

Clase	Precisión (P)	Recall (R)	mAP50	mAP50-95
Dolphin	0,863	0,810	0,872	0,630
Fishing Net	0,977	0,940	0,988	0,874

Tabla 23: Métricas por clase del model_detector

Tal y como se observa en la matriz de confusión (Figura 73) el modelo tiene un buen desempeño general, con alta precisión en la detección de redes de pesca (97%) y delfines (88%). Sin embargo, el modelo presenta un importante problema con el fondo (background), ya que el 32% del fondo se confunde con redes de pesca. Esto sugiere que el modelo podría estar sobreajustado a detectar objetos en la imagen, incluso cuando no hay ninguno. El 97% de las redes de pesca fueron correctamente clasificadas, con



solo un 2% de error al confundirlas con el fondo y un 3% de error al clasificarlas erróneamente como delfines.

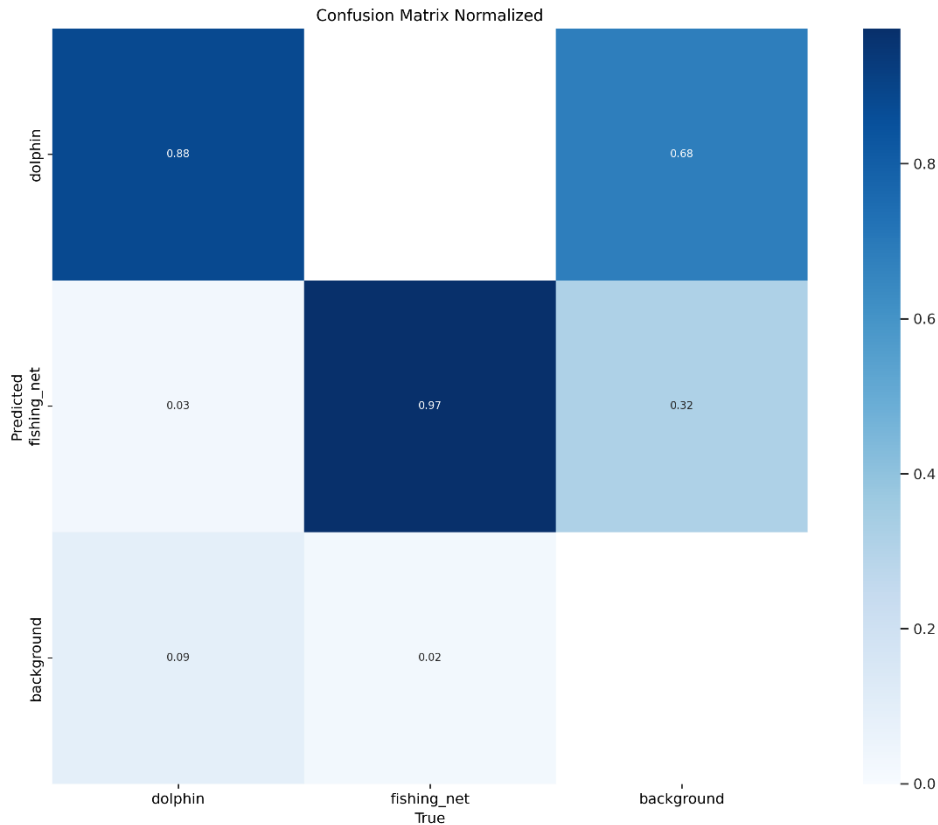


Figura 73: Matriz de confusión normalizada del dolphin_detector

En el caso de los delfines, aunque 88% fueron bien detectados, el 9% fue clasificado erróneamente como fondo, lo que indica que el modelo a veces no detecta delfines en imágenes donde están presentes. Además, el 3% de los delfines fueron clasificados erróneamente como redes de pesca, lo que sugiere una ligera confusión entre estas dos clases, aunque en menor medida.

Parece que, aunque el modelo se entrenó con muchas más épocas y un aumento de datos más especializado la mejora no ha sido substancial.

4.4.6 Comparativa de modelos final

De acuerdo con los resultados obtenidos, (Tabla 24) el modelo "dolphin_fishing_net" (YOLOv8n.pt) tiene el mayor mAP50-95 (0,693), lo que indica que detecta delfines con mayor precisión en diferentes umbrales de IoU. Tiene un recall más alto (0,889) que los otros modelos, por lo que podría detectar una mayor cantidad de delfines en las imágenes. Su precisión (0,836)



es un poco menor que la de *dolphin_detector* (0,863), lo que indica que tiene podria producir más falsos positivos.

Métrica	Delfines		
	(dolphin_fishing_net)	(dolphin_detector)	(dolphin_augmented)
MODELO			
Precisión (P)	0,836	0,863	0,846
Recall (R)	0,889	0,81	0,88
mAP50	0,905	0,872	0,916
mAP50-95	0,693	0,63	0,638

Tabla 24: Comparación de métricas de desempeño entre los modelos evaluados. Se presentan los valores de precisión, recall y mAP para cada modelo, incluyendo métricas específicas para la detección de delfines.

4.4.7 Procesado del video

Una vez se han evaluado los modelos y se ha elegido el que más se adecua a las necesidades del proyecto, se aplica a los vídeos en tiempo real. El objetivo es procesar los videos, que previamente habíamos recortado, utilizando el modelo YOLO (*dolphin_fishing_net*) previamente entrenado para detectar objetos en cada fotograma y ver si el entreno previo ha funcionado.

Para cada fotograma del video, se realiza la detección de objetos usando el modelo YOLO, estableciendo un umbral de confianza del 50 por ciento. Las detecciones se dibujan sobre cada fotograma usando el método `plot()` del modelo, lo que visualmente representa los cuadros de detección en el video. Cada fotograma modificado se escribe en el archivo de video de salida, que es un vídeo con las anotaciones y bounding boxes establecidos (Figura 74). Se observa que la detección de delfines es bastante buena la mayoría de las veces, a pesar de que en algunas ocasiones no es lo suficientemente precisa (

Figura 75).

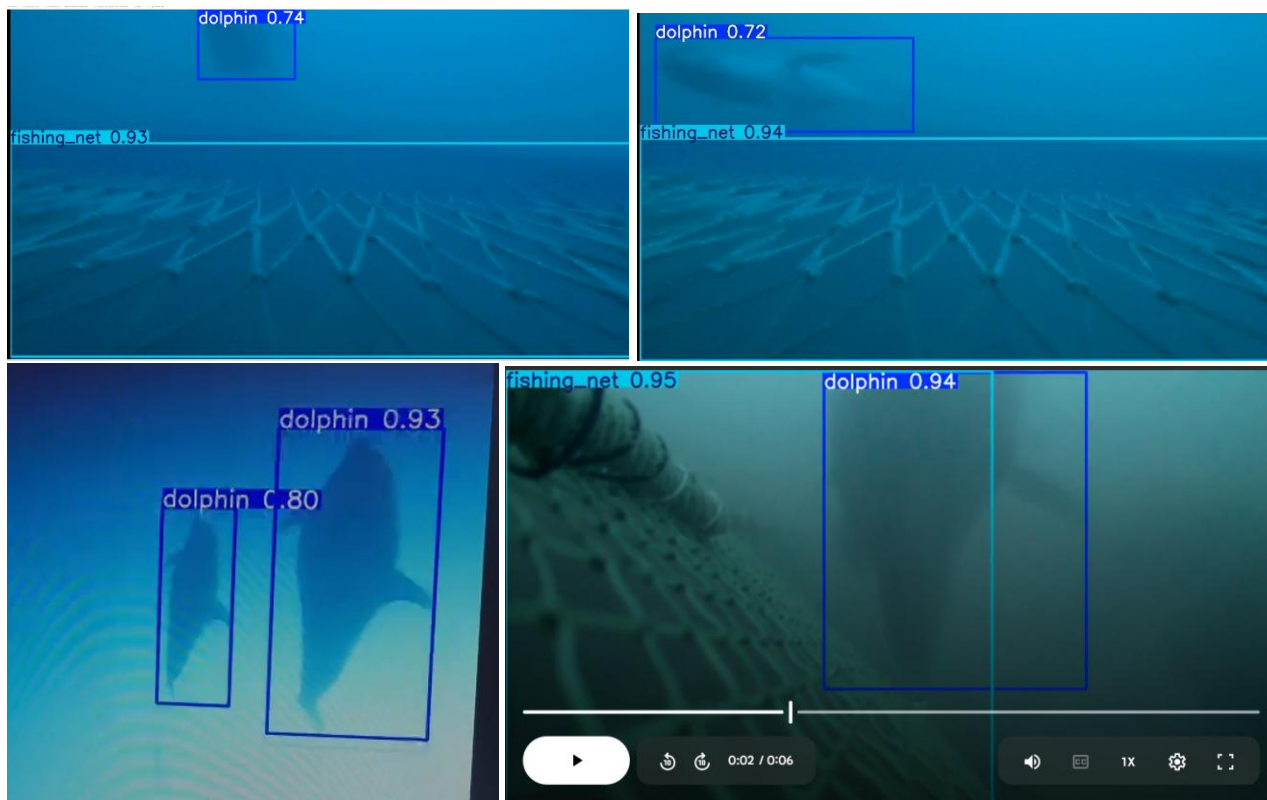


Figura 74: Imágenes de diferentes clips de video analizados con la “bounding box” y nivel de confianza (confidence score). En la imagen inferior izquierda se observa al delfín capturando un pez



Figura 75: En la imagen se observa para el mismo clip de video, que el modelo tarda en identificar al delfín hasta el segundo 14 del video. Izquierda: imagen del clip de video sin detección del delfín. Derecha: detección del delfín con 0,62 de nivel de confianza (confidence score).

Todo este proceso tiene un tiempo de cómputo importante y puede que no resulte lo eficiente que se necesita a la hora de analizar los videos cuando se está trabajando en mar. Según los datos de procesado actuales, por ejemplo, para un video se obtienen los tiempos siguientes:

- Duración original del video: 11.37 segundos



- Tiempo total de procesamiento: 22.93 segundos
- Tiempo total de inferencia: 8.69 segundos
- Promedio de inferencia por frame: 0,0255 segundos
- Velocidad de procesado: 2.02x tiempo real

En este caso el tiempo de procesado es el doble que el video, por lo que lo hace poco útil a la hora de poder trabajar con los videos en los barcos pesqueros, en los que se analizan 5 cámara por día para 2 o 3 operaciones de pesca que duran unas 3 horas y es necesario ajustar los tiempos.

Teniendo en cuenta que el tiempo total de inferencia es solo 8.69s, pero el total de procesamiento es 22.93s parece que hay otros procesos que consumen tiempo, a parte de la inferencia. Este tiempo extra probablemente proviene de la lectura de video, de la escritura de video o del post-procesado y dibujo de las detecciones.

4.4.7.1 Velocidad de procesado

Para poder procesar videos de forma óptima y mejorar el tiempo de visualización de videos manual, que sirve posteriormente para evaluar el comportamiento del delfín mular en redes de arrastre, es importante que el procesado del video sea lo más eficiente y rápido posible. Para ello hay varios parámetros de optimización para acelerar el procesamiento o mejoras que se pueden implementar:

- Procesar menos frames sin perder información (aumentar el frame skip).
Aumentar el batch_size al máximo que permita la GPU, lo permite procesar más frames a la vez.
- Bajar la resolución (416x416 o 320x320) para reducir el tiempo de inferencia.
- Aumentar el intervalo de confianza, aunque hay que ser prudente porque si es demasiado alto pueda afectar a la detección.
- Centrarse solamente en añadir cajas en la detección de delfines, ya que la anotación con cajas para redes es alta y consume tiempo de procesado.
- Adquisición de GPU más potente.

Aplicando estos cambios, excepto el de la GPU, el procesamiento del video ha mejorado significativamente. La reducción de la resolución de entrada (320x320) disminuye la carga computacional de la inferencia, reduciendo el tiempo total de inferencia, lo que permite un análisis más rápido de cada frame. Además, la estrategia de procesar solo 1 de cada 10 frames

(frame_skip=10) ha disminuido la cantidad de datos a procesar sin afectar la detección de objetos clave. Esto ha permitido que el tiempo total de procesamiento sea más bajo que la duración real del video, logrando una velocidad de 0,66x tiempo real, lo que indica que el modelo ahora procesa más rápido que la duración del video, mejorando la eficiencia en aproximadamente 3 veces en comparación con la ejecución sin optimización. Estos son los parámetros para el mismo clip de video:

- Duración original del video: 11.37 segundos
- Tiempo total de procesamiento: 5.26 segundos
- Tiempo total de inferencia: 0,57 segundos
- Promedio de inferencia por frame: 0,0167 segundos
- Velocidad de procesado: 0,46x tiempo real

La mejora en la velocidad ha sido sustancial, sin embargo, estas modificaciones pueden hacer que se pierdan a veces los delfines, como se observa que pasa en algunas ocasiones (Figura 76).

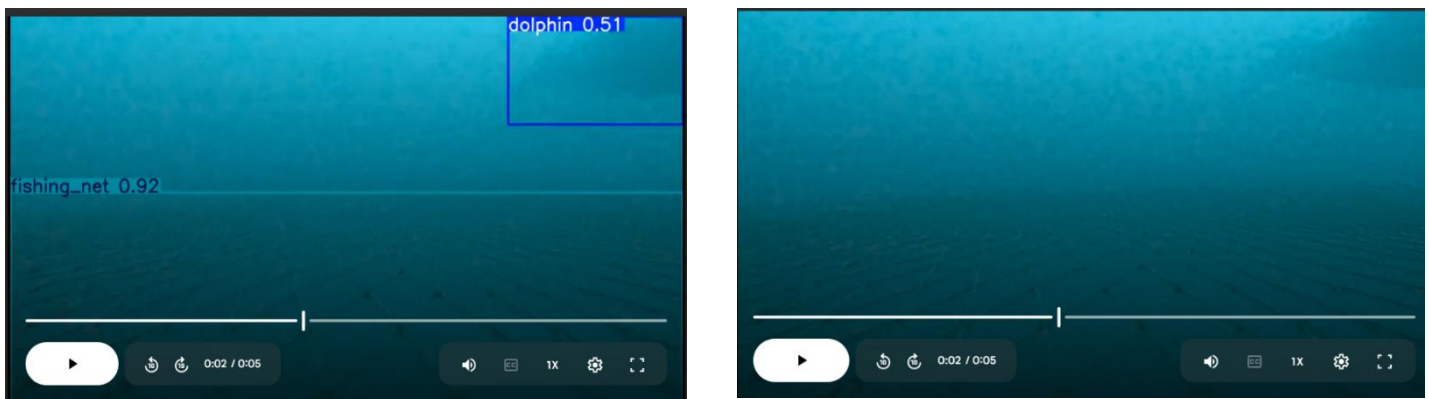


Figura 76: Comparación de las imágenes para un mismo video procesado a diferentes velocidades. Arriba: Se observa cómo se capta un delfín que aparece poco tiempo en escena y poco definido. Abajo: El delfín no es identificado con un procesado que prioriza la velocidad.

Por ello se disminuye el intervalo de confianza a 0,3 y se vuelven a y las detecciones vuelven a funcionar, pero los tiempos aumentan a un 80%, aun así, esta parece ser la mejor solución por el momento.

4.4.7.2 Obtención de los clips

Antes de pasar cada frame al modelo, se aplica un preprocesado suave de mejora de visibilidad, aumento moderado de brillo, contraste y corrección gamma, para facilitar la detección en



escenas oscuras o con poca luz, aunque el vídeo final guardado no se altera visualmente por ese preprocesado. En lugar de guardar el vídeo entero o dibujar cajas, el código detecta eventos de presencia de delfines con una lógica temporal: solo abre un clip cuando hay al menos dos detecciones dentro de una ventana corta de tiempo, añade un pequeño “pre-roll” de 1 segundo antes de la detección para no cortar el inicio del evento, y genera clips de 15 segundos. Al final de cada clip, lo guarda únicamente si en ese intervalo hubo un número mínimo de frames con detección, lo que sirve para filtrar falsos positivos. Los clips no se exportan con OpenCV, sino que se recortan directamente del vídeo original con FFmpeg para conservar el audio y mantener una buena calidad de codificación en H.264/AAC. Cada clip se nombra con el nombre del vídeo original, un índice consecutivo y su intervalo temporal dentro del vídeo, y además se crea un archivo .txt asociado con metadatos como fps, resolución, umbral de confianza, duración, frames inicial y final, número de detecciones y parámetros de preprocesado usados. En conjunto, el script está diseñado para automatizar una extracción limpia de segmentos relevantes con delfines, reduciendo ruido, manteniendo trazabilidad y conservando tanto la calidad como el sonido original.



4.5 A4 – Resultado proceso de deep learning para la detección de patrones acústicos.

4.5.1 Caracterización acústica de tipos dominantes vocalizaciones

El análisis acústico pone de manifiesto que cada tipo de vocalización ocupa un rango de frecuencias claramente diferenciado. En concreto, los *gulps* se concentran principalmente entre 900 Hz y 11 kHz, los silbidos se distribuyen en un intervalo comprendido entre 1 kHz y 20 kHz, mientras que los clics abarcan frecuencias significativamente más altas, entre 20 kHz y 180 kHz. Esta separación espectral facilita su discriminación automática y refleja la diversidad funcional del repertorio acústico del delfín mular.

Se identificaron tres tipos dominantes de vocalizaciones en el conjunto de datos analizado, además de whistles y buzzes. Estos tipos fueron clasificados en función de su estructura espectral, características temporales y distribución energética. En total, se anotaron 750 elementos acústicos, incluyendo señales tonales y de banda ancha. El esquema de clasificación se fundamentó en descripciones previas de la literatura (por ejemplo, *gulp events* y *grunts* descritos por Pace et al. y Luís et al.), incorporando además métricas espectrales cuantitativas derivadas del presente análisis.

4.5.1.1 Vocalización Type 1: Eventos Tonales de Banda Estrecha

La Vocalización Type 1 corresponde al tipo de señal más frecuentemente observado en el conjunto de datos. Estas señales consisten en eventos tonales relativamente planos, con mínima modulación en frecuencia. El análisis espectral indica que aproximadamente el 90% de la energía se concentra entre 900 Hz y 11 kHz, con una frecuencia media de 7053 Hz (Figura 77).

Estos eventos generalmente no eran visibles en los espectrogramas sin procesar y solo pudieron identificarse claramente tras aplicar procedimientos sistemáticos de reducción de ruido. Esto sugiere que las señales Type 1 presentan amplitudes relativamente bajas o pueden estar enmascaradas por ruido de fondo en los registros originales.

El percentil energético del 75% mostró variabilidad dentro del rango 900 Hz–11 kHz, lo que indica cierta variación intra-tipo manteniendo, sin embargo, una estructura tonal estable. Se anotaron 150 vocalizaciones de Type 1.

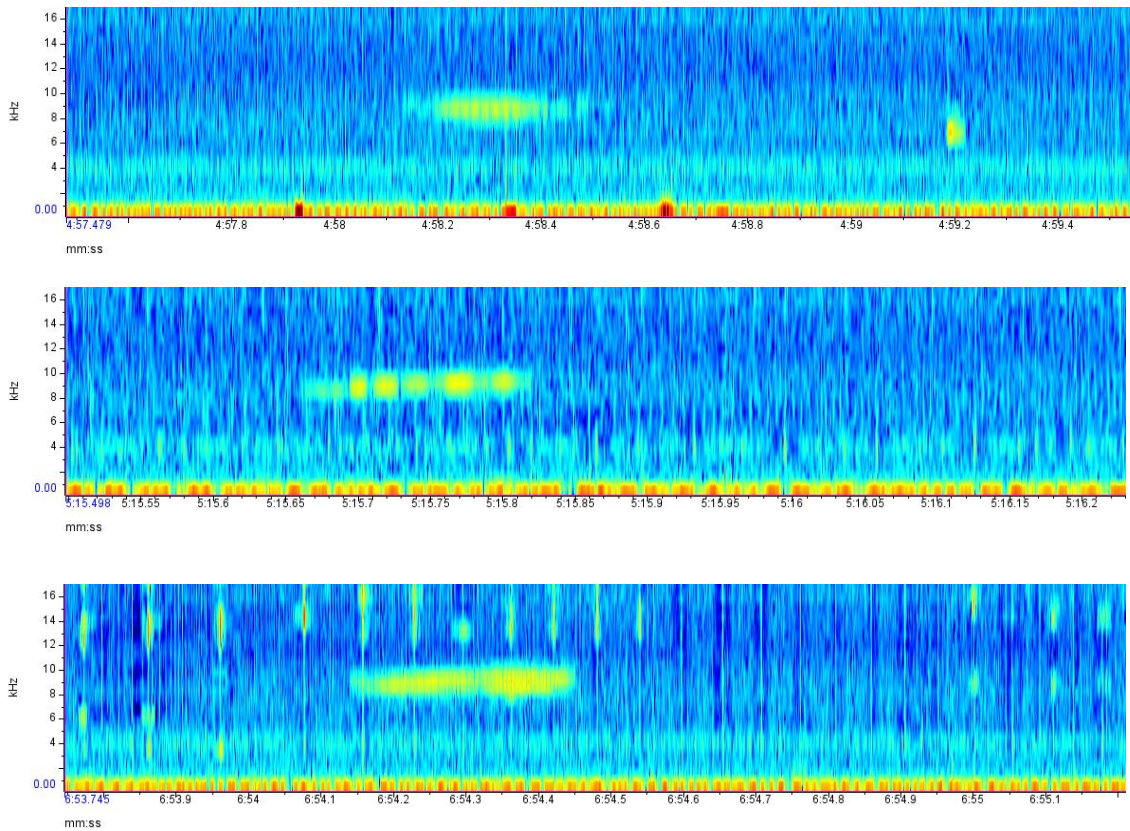


Figura 77: Ejemplos eventos Type 1

4.5.1.2 Vocalización Type 2: Eventos Toniales de dos componentes (Gulp- Like Calls)

La Vocalización Type 2 se caracteriza por una estructura tonal compuesta por dos componentes principales. El primero corresponde a un evento tonal centrado en promedio alrededor de 14 kHz. El segundo componente consiste en un “downsweep” que abarca aproximadamente desde 10 kHz hasta 4 kHz (Figura 78).

Esta combinación secuencial genera una firma acústica distintiva que parece corresponder a los gulp events descritos en la literatura (Pace et al. 2022, Luís et al. 2021). En comparación con Type 1, las señales Type 2 presentan mayor complejidad estructural debido a la presencia de dos elementos espectralmente diferenciados dentro de un mismo evento acústico.

Se anotaron 38 vocalizaciones Type 2. El percentil energético del 75% se situó generalmente entre 1 y 9 kHz, reflejando la contribución del componente descendente en la distribución global de energía.

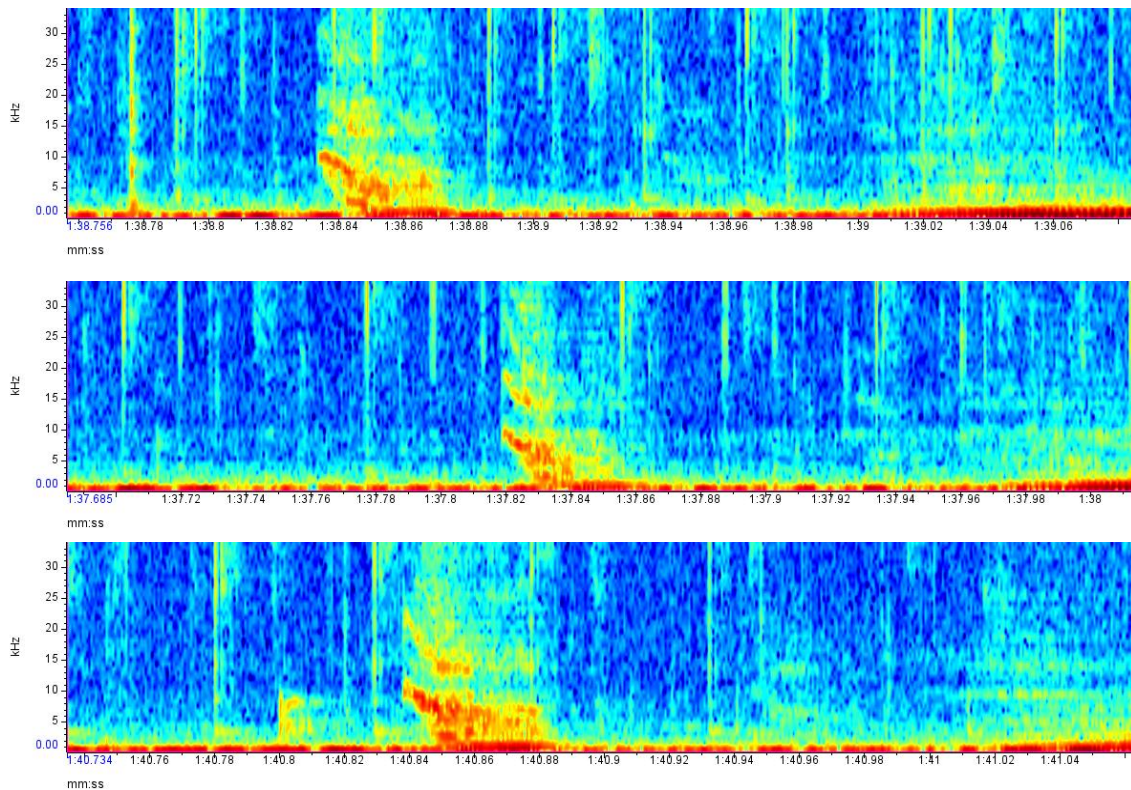


Figura 78: Ejemplos eventos Type 2

4.5.1.3 Vocalización Type 3: Eventos Pulsados de banda ancha (Grunts y Señales Relacionadas)

La Vocalización Type 3 incluye eventos pulsados de banda ancha que frecuentemente presentan una estructura armónica observable (Figura 79). Estas señales muestran una variabilidad considerable en contenido espectral, pero se caracterizan en general por una amplia distribución energética.

Se identificaron dos patrones principales dentro de Type 3:

- Eventos de banda ancha con energía concentrada entre 2 kHz y 50 kHz.
- Eventos de banda ancha con energía concentrada principalmente entre 2 kHz y 5 kHz.

Estos eventos parecen corresponder a los grunts descritos en la literatura (Luis et al. 2021), aunque con una variabilidad espectral notable en el presente conjunto de datos. Se anotaron 25

vocalizaciones Type 3. El percentil energético del 75% abarcó desde 2–50 kHz en los eventos de alta frecuencia y 2–5 kHz en las variantes de baja frecuencia.

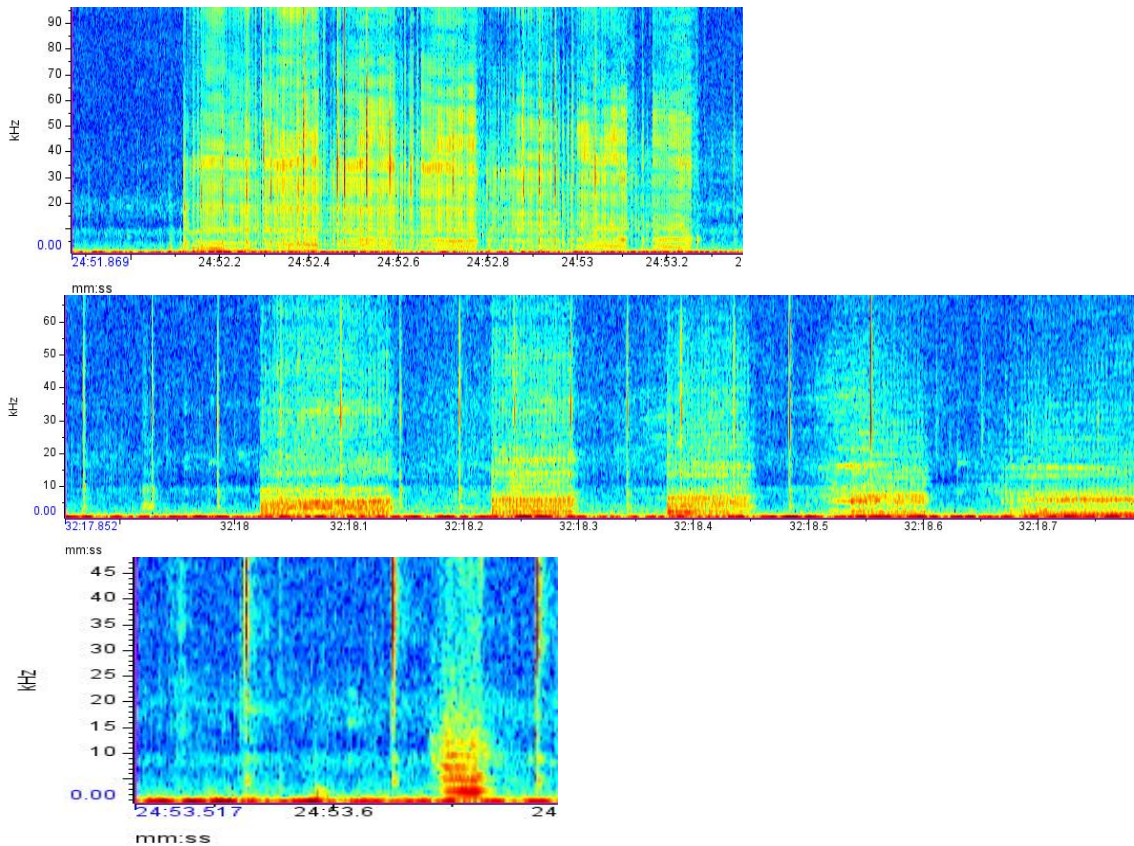


Figura 79: Ejemplos eventos Type 3. Superior: Evento de banda ancha correspondiente a grunts, clasificado como Type 3, con energía concentrada entre 2–50 kHz. Intermedio: Otro evento de banda ancha clasificado como Type 3, cuya energía se concentra en las bandas de frecuencia más bajas (2–5 kHz). Inferior: Ejemplo de vocalizaciones Type 3.

4.5.1.4 Silbidos

Se anotaron 250 whistles, los cuales fueron clasificados según la forma de su contorno de modulación en frecuencia:

- Upsweeps: 43%
- Downsweeps: 38%
- Concave: 5%
- Complex: 12%

Los upsweeps y downsweeps constituyeron el 81% de las anotaciones. Los silbidos complejos (Figura 80) se caracterizaron por trayectorias de frecuencia con múltiples inflexiones o componentes superpuestos dentro de un mismo evento. Estos pueden estar asociados con estados de mayor excitación o interacción social (May-Collado et al. 2008).

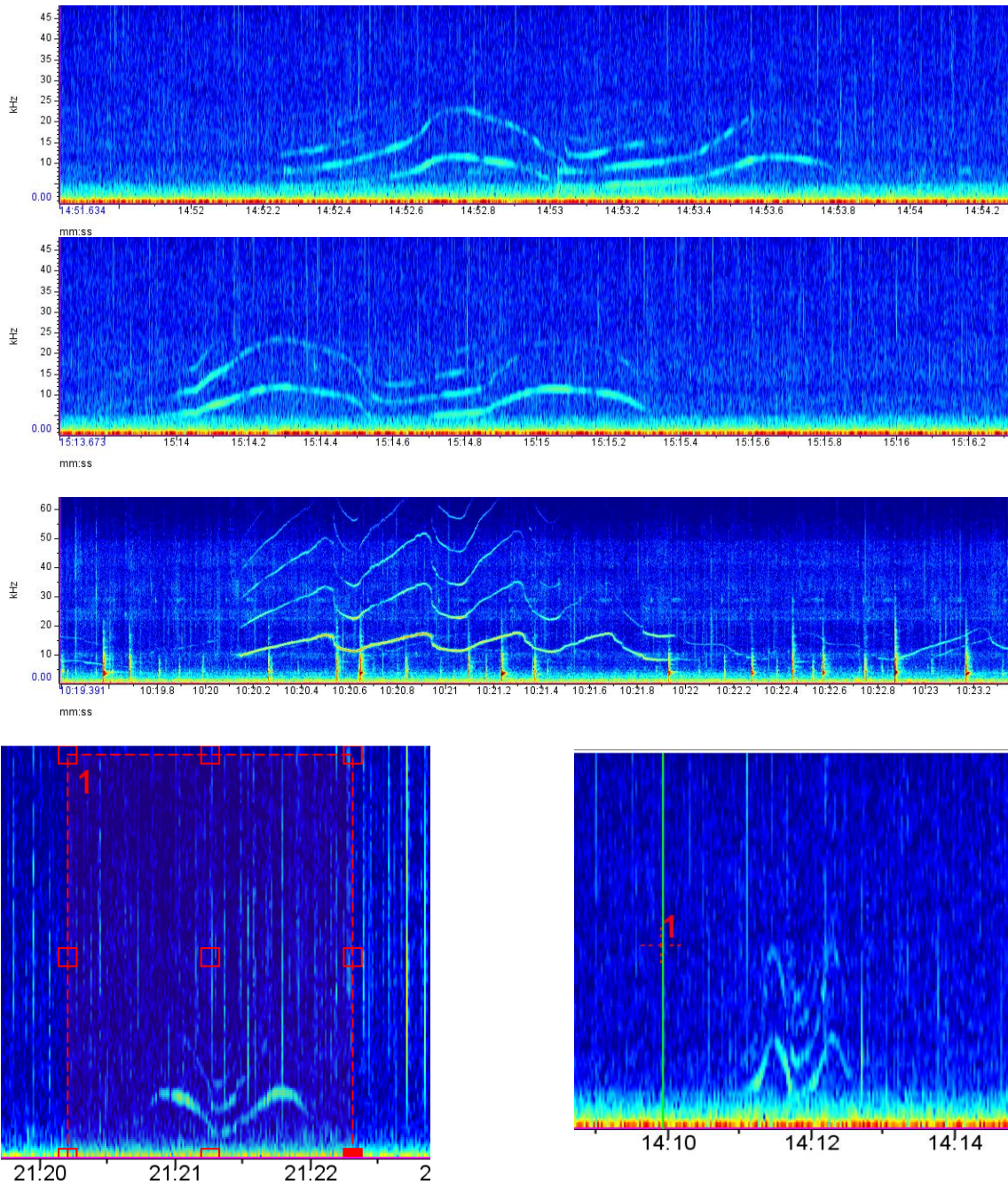


Figura 80: Ejemplos silbidos. Superiores: silbidos complejos. Intermedio: silbido complejo potencialmente como firma acústica. Inferiores: silbidos concaves.

4.5.1.5 Buzzes

Los buzzes corresponden a secuencias rápidas de clics asociadas con comportamiento de alimentación o seguimiento cercano de presas. Se caracterizan por intervalos interclick extremadamente cortos y por producir una percepción auditiva de zumbido continuo debido a su alta tasa de repetición. A diferencia de las vocalizaciones tonales (Type 1 y Type 2) o de los grunts

(Type 3), los buzzes constituyen emisiones de ecolocalización más que señales comunicativas (Luis et al. 2016) (Figura 81).

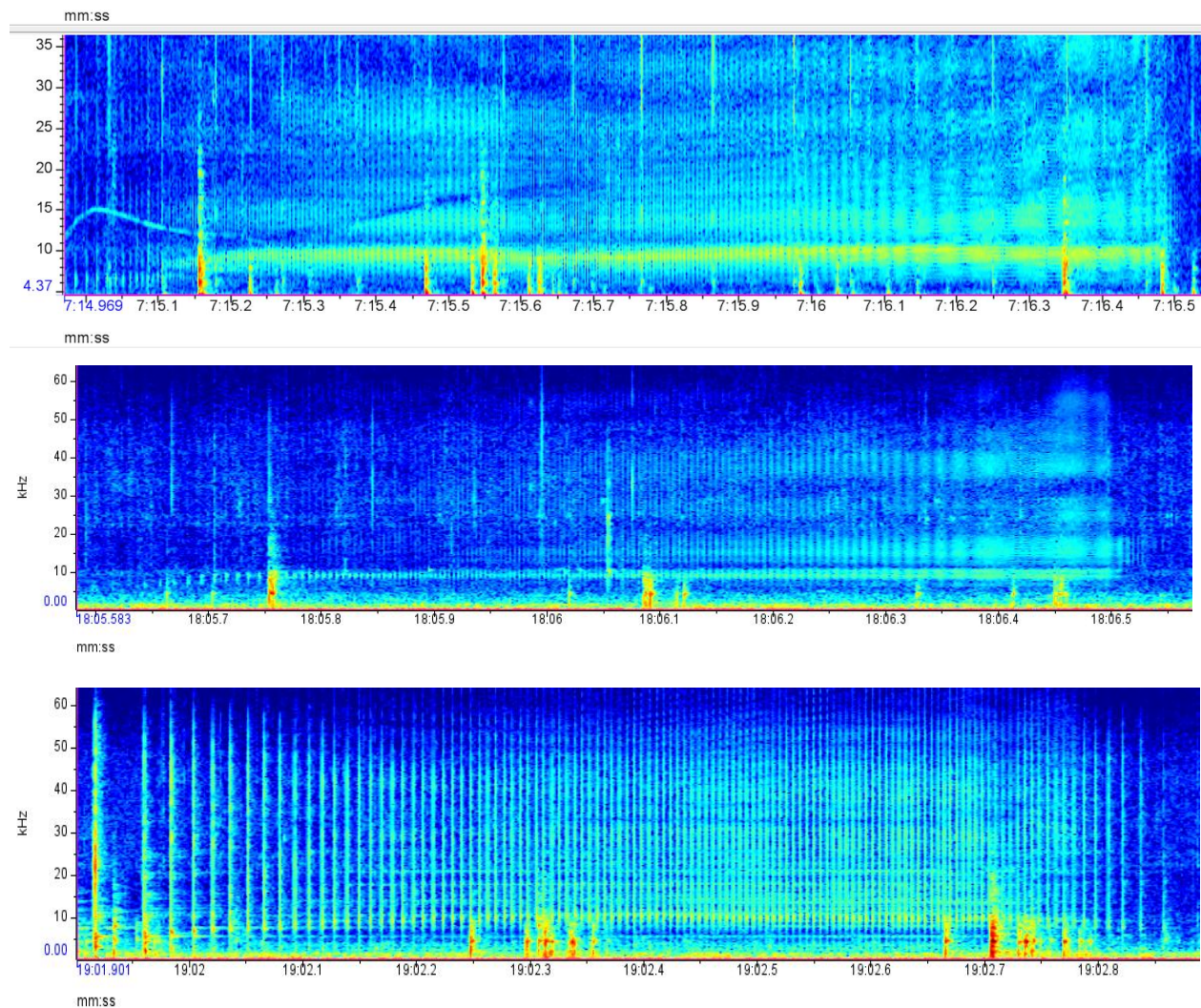


Figura 81: Ejemplos buzzes. Superior: Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound”. Intermedio: . Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound” con ICI entre 6 y 10 ms. Inferior: Ejemplo de “feeding buzz/burst pulse sound” con ICI entre 5 y 10 ms.

4.5.2 Interpretación y resumen anotaciones

El repertorio acústico observado en este conjunto de datos demuestra una clara distinción entre llamadas tonales de banda estrecha (Type 1), eventos tonales multicomponente (Type 2) y emisiones pulsadas de banda ancha (Type 3). Los whistles representan una clase comunicativa separada, caracterizada por modulación en frecuencia en lugar de una estructura basada en pulsos, mientras que los buzzes corresponden a comportamientos relacionados con la ecolocalización.



La predominancia de señales tonales Type 1 sugiere que eventos tonales relativamente simples, de frecuencia media, pueden desempeñar un papel importante en el comportamiento acústico observado durante el período de grabación. En contraste, las señales Type 2 y Type 3 parecen ser más específicas desde el punto de vista conductual y estructuralmente más complejas. La variabilidad observada en las emisiones de banda ancha tipo grunt-like indica una posible diversidad funcional dentro de las categorías de vocalizaciones pulsadas.

Un análisis cuantitativo adicional de la duración temporal, los intervalos inter-llamada, la modulación de amplitud y el contexto conductual contribuiría a esclarecer la significancia funcional de cada clase de vocalización.

La Tabla 25 muestra el resumen y características de los eventos acústicos analizados:

Categoría	Número de Elementos	Percentil Energético 75%
Type 1	150	900 Hz – 11 kHz
Type 2	38	1–9 kHz
Type 3	25	2–50 kHz (grunts) / 2–5 kHz
Whistles	250	Variable
Buzzes	75	Banda ancha, alta tasa de repetición

Tabla 25: Resumen de Elementos Anotados

4.5.3 Comparación con la bibliografía

En esta fase exploratoria se ha contrastado la estructura de los eventos de baja frecuencia detectados con las descripciones de *bray calls* disponibles en la literatura. En particular, (Janik, 2000) reportó que en el Moray Firth las *bray calls* se emitían durante la gran mayoría de los eventos de alimentación, con la mayor parte de su energía concentrada por debajo de 2,0 kHz (Figura 82). Este autor distinguió entre *single brays* (emisiones aisladas separadas de otras por más de un minuto) y *braying bouts*, definidos como secuencias de múltiples *bray calls* sin intervalos de separación superiores a un minuto entre ellas. Además, Janik describió el *bray* como un sonido de tipo *burst-pulsed* alternando con breves *downsweeps* de frecuencia.

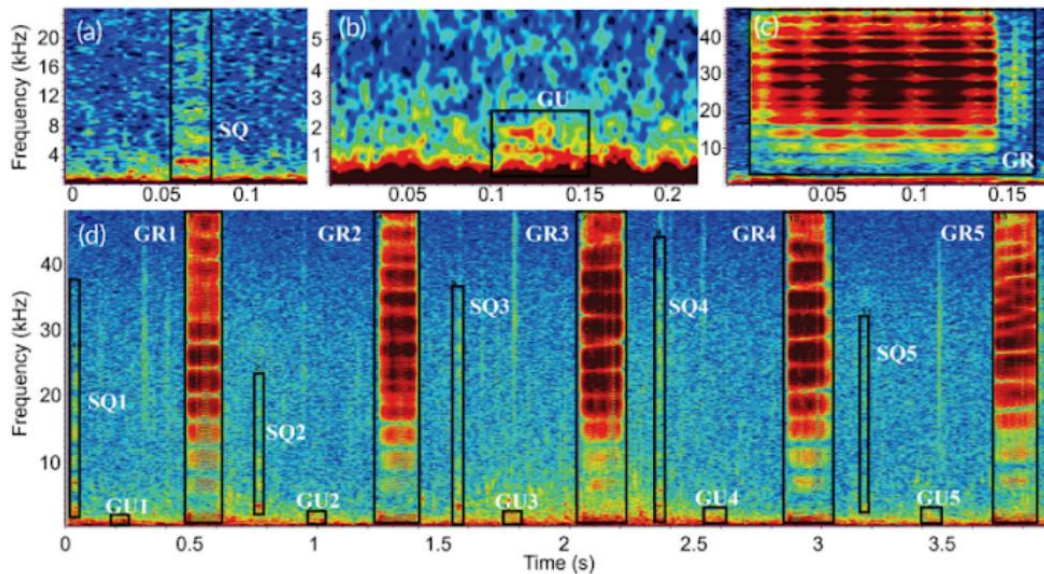


Figura 82: Espectrogramas de bray calls reportados en la bibliografía (Janik, 2000)

Sin embargo, en los registros obtenidos en redes de arrastre en Catalunya, aunque se identifican eventos de baja frecuencia compatibles en banda espectral con las *bray calls* descritas por Janik, su organización temporal y su estructura interna no se ajustan claramente al patrón clásico de *single brays* o *braying bouts*. Los eventos observados muestran mayor variabilidad en su duración, menor regularidad en la alternancia *burst-downsweep* y secuencias menos claramente delimitadas en el tiempo.

La discrepancia entre los datos bibliográficos y los resultados de este análisis podría deberse a (i) las condiciones acústicas altamente ruidosas asociadas a la actividad pesquera, que enmascaran parcialmente la estructura fina de las vocalizaciones, y/o (ii) posibles diferencias comportamentales o regionales en la producción de *bray calls* por parte de la población mediterránea estudiada. Este hallazgo motiva la necesidad de análisis posteriores más detallados de patrones temporales y espectrales.

4.5.4 Identificación de patrones acústicos

En esta fase se han analizado las anotaciones realizadas durante los embarques, en las que se registraron observaciones directas de interacción entre delfines mulares y la red de arrastre. Las anotaciones incluyen momentos de aproximación y alimentación.

Se realizó un proceso de búsqueda y correlación con los eventos acústicos detectados mediante el proceso descrito en los apartados anteriores (detección automática de clics y silbidos, identificación de gulps/bray-like, y clasificación mediante CNN). El objetivo era evaluar la



coherencia entre las observaciones comportamentales en superficie y los patrones acústicos registrados por el hidrófono.

Sin embargo, el análisis comparativo mostró que no existe una correspondencia directa y sistemática entre el conjunto de anotaciones visuales y los eventos acústicos detectados. En múltiples casos, se observaron secuencias acústicas relevantes sin anotación biológica asociada, y viceversa. Esta discrepancia puede explicarse por varios factores:

- (i) Las anotaciones de campo abarcan únicamente una fracción limitada de los episodios de interacción durante el proceso de pesca, ya que dependen de condiciones de visibilidad, posición de la embarcación y atención del observador.
- (ii) El hidrófono registra actividad acústica continua incluso cuando los animales no son visibles en superficie.
- (iii) Las condiciones acústicas de alta interferencia asociadas al arrastre pueden enmascarar parcialmente ciertas vocalizaciones.

A pesar de la falta de correspondencia sistemática entre las anotaciones visuales y los eventos acústicos detectados, el análisis detallado de las secuencias sonoras permitió identificar estructuras temporales recurrentes que sugieren una organización funcional del comportamiento acústico durante la interacción con la red. Se procedió a examinar los patrones internos de los trenes de clics, la variación de los intervalos inter-clic (ICI), la aparición de vocalizaciones tonales y la dinámica espectral de las señales de carácter impulsivo.

Se proponen, así, una segmentación del proceso en distintas fases: Búsqueda, Aproximación y Alimentación e interacción con la red de pesca.

4.5.4.1 Fase 1: “Fase de Búsqueda”

La fase de búsqueda representa la etapa inicial de la secuencia de alimentación y se caracteriza acústicamente por vocalizaciones de baja intensidad, incluyendo trenes de clics de ecolocalización detectados a cierta distancia y silbidos ocasionales. Durante esta fase, el intervalo entre clics (interclick interval, ICI) de los trenes de clics es relativamente largo, situándose típicamente entre 50 y 260 ms. Estos ICIs prolongados son coherentes con inspecciones de largo alcance e indican que los individuos se encuentran escaneando objetivos distantes (Au, 1993; Madsen et al., 2005; Johnson et al., 2004) (Figura 83).

Considerando la velocidad del sonido en el agua de mar (~1.500 m/s), dichos intervalos corresponden a distancias de inspección del orden de varias decenas hasta más de cien metros, permitiendo el retorno completo del eco antes de la emisión del siguiente clic. El mantenimiento de ICIs amplios evita ambigüedades de rango y favorece una exploración eficiente del entorno a escalas espaciales amplias (Au, 1993; Au & Benoit-Bird, 2003).

La intensidad acústica de los trenes de clics durante esta fase suele ser relativamente baja en las grabaciones, especialmente cuando los animales se encuentran alejados del hidrófono, lo

que contribuye a la percepción de señales débiles. Además de los trenes de clics, se observan con frecuencia silbidos de baja intensidad. Estos silbidos, señales tonales moduladas en frecuencia que abarcan varios kilohertz y pueden durar desde fracciones de segundo hasta varios segundos, probablemente reflejan comunicación social o mantenimiento de la cohesión grupal más que un comportamiento dirigido directamente a la presa (Janik, 2009; Tyack & Sayigh, 1997).

En conjunto, la fase de búsqueda está dominada acústicamente por trenes de clics de intervalo largo optimizados para la detección a larga distancia, acompañados de señales comunicativas de baja intensidad (Au, 1993; Madsen et al., 2005).

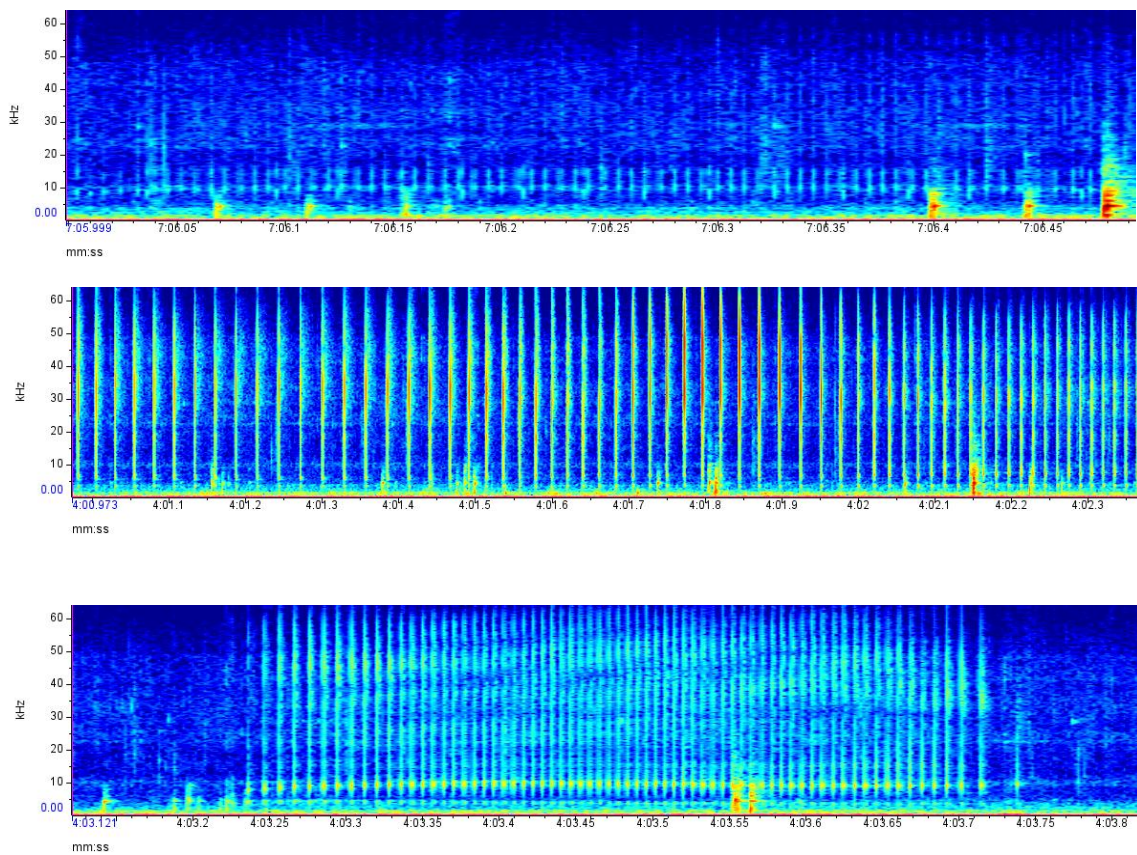


Figura 83: Espectrogramas de trenes de clics registrados durante la fase de búsqueda (search phase) de odontocetos. Los clics aparecen como bandas verticales de amplio espectro características de señales de ecolocalización. **Panel superior:** tren de clics con ICI entre 63 y 80 ms, característico de exploración a media distancia **Panel intermedio:** tren de clics con intervalos inter-clic (ICI) de aproximadamente 20–30 ms, posiblemente correspondiente a una fase de búsqueda avanzada o transición hacia aproximación. **Panel inferior:** tren de clics con ICI más cortos (aprox. 12–17 ms), lo que sugiere una **fase de aproximación**, en la que los animales incrementan la tasa de emisión de clics para mejorar la resolución espacial del objetivo previo a la captura.

4.5.4.2 Fase 2: “Fase de Aproximación”

Cuando el delfín detecta y comienza a perseguir un objetivo específico, transita hacia la fase de aproximación o “fijación” (*lock-on*). Esta etapa se caracteriza por una reducción progresiva del



intervalo entre clics (*interclick interval*, ICI), que típicamente disminuye hasta situarse en un rango aproximado de 10–50 ms. La reducción del ICI está directamente relacionada con la disminución de la distancia al objetivo; a medida que el tiempo de retorno del eco se acorta, el delfín puede emitir clics a una mayor tasa de repetición sin que se produzca solapamiento entre la señal emitida y el eco recibido.

Esta fase marca el paso de un escaneo ambiental general a un seguimiento focalizado de una presa concreta. El incremento en la tasa de repetición de clics proporciona actualizaciones sensoriales más frecuentes, mejorando la resolución temporal y permitiendo al delfín refinar la estimación de la distancia, velocidad y trayectoria del objetivo.

Datos empíricos obtenidos mediante dispositivos acústicos adheridos a los animales indican que la transición desde la fase de búsqueda a la fase de aproximación suele ser gradual y no abrupta, observándose una compresión progresiva del ICI a medida que el depredador se aproxima a distancias del orden de decenas de metros.

Además de los cambios en la temporización de los clics, esta fase suele ir acompañada de la aparición de vocalizaciones de mayor energía, con contenido dominante de frecuencia entre aproximadamente 1 y 10 kHz. Pueden identificarse hasta cinco tipos principales de vocalizaciones, incluyendo diferentes llamadas pulsátiles y tonales. Paralelamente, los silbidos tienden a aumentar en amplitud y complejidad estructural, mostrando modulaciones de frecuencia más pronunciadas y, en algunos casos, contornos con múltiples componentes o bucles. La presencia de estos silbidos más energéticos y estructuralmente complejos sugiere un aumento en la activación social o comportamental, y podría reflejar procesos de coordinación entre individuos durante la persecución de la presa.

En conjunto, la fase de aproximación se caracteriza acústicamente por la compresión de los intervalos inter-clic, un aumento en la energía de las señales y una mayor diversidad en la producción vocal (Figura 84).

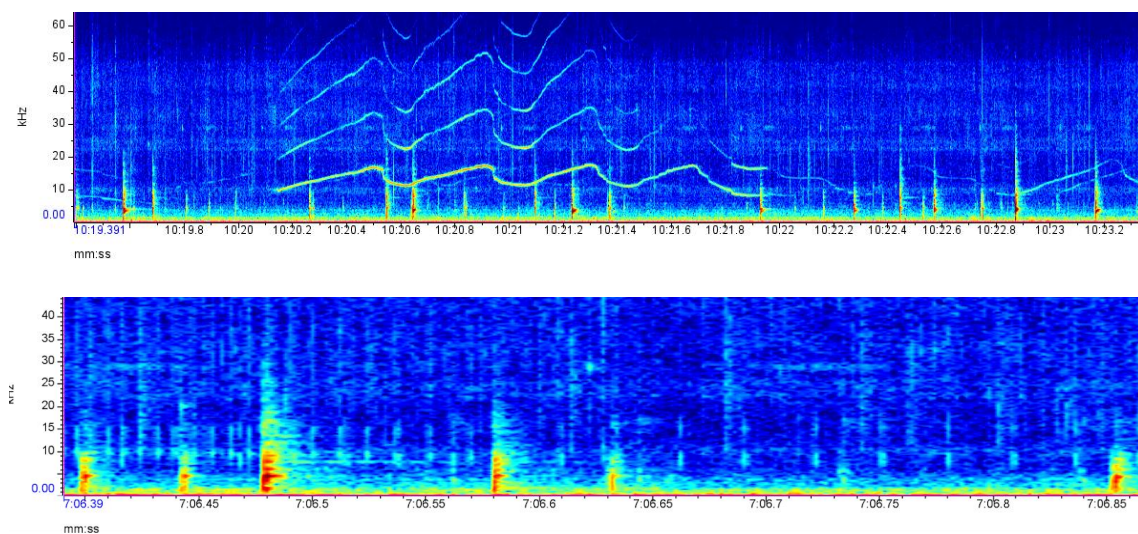


Figura 84: Eventos acústicos en Fase 2. Superior: Silbido en Fase 2. Inferior: series de vocalizaciones en Fase 2.



4.5.4.3 Fase 3: “Fase de Alimentación e Interacción con la Red”

La fase terminal de captura de la presa, comúnmente denominada *feeding buzz*, se caracteriza por una reducción drástica del intervalo entre clics (*interclick interval*, ICI), que desciende a valores muy cortos, generalmente por debajo de 10 ms y, en ocasiones, hasta 2–3 ms. A estas tasas tan elevadas de repetición, los clics individuales se perciben como una señal continua, generando un sonido similar a un zumbido. Esta fase ocurre cuando el delfín se encuentra a escasos metros —o incluso menos— de su objetivo, momento en el cual el sistema sensorial debe operar con la máxima tasa de actualización para seguir movimientos rápidos y a menudo erráticos de la presa. Dado que los tiempos de retorno del eco a estas distancias son extremadamente breves, estos ICIs reducidos no generan ambigüedad de rango; por el contrario, permiten una discriminación espacial de alta precisión y ajustes sensorimotrices rápidos necesarios para una interceptación exitosa.

Además de los *buzzes* de ecolocalización de alta tasa, esta fase puede incluir la emisión de *bray calls*, especialmente en determinados contextos ecológicos. Las *bray calls* son vocalizaciones pulsátiles de baja frecuencia, compuestas por secuencias rápidas de pulsos, y pueden incorporar elementos acústicos descritos como *squeaks*, *squawks* o *gulps*. Aunque presentan intervalos de pulso cortos, son acústicamente distintas del *buzz* de ecolocalización de alta frecuencia y se considera que cumplen principalmente funciones comunicativas más que sensoriales. Pueden producirse durante o inmediatamente después de la captura de la presa y se han asociado con manipulación de alimento, señalización social o estados de excitación relacionados con la alimentación, especialmente en escenarios de caza cooperativa o interacción con redes de pesca.

Durante esta fase de alimentación e interacción, los silbidos también pueden volverse más complejos y de mayor duración. Estos silbidos pueden mostrar una modulación más marcada, mayores excursiones en frecuencia y estructuras temporales más extensas en comparación con los observados en la fase de búsqueda. Su aparición junto a los *feeding buzzes* y las *bray calls* sugiere que la etapa final de la depredación es acústicamente compleja, combinando señales acústicas de alta precisión con vocalizaciones de relevancia social (Figura 85).

En conjunto, esta fase representa el punto máximo de actividad acústica en términos de tasa de repetición de clics, energía de señal y diversidad vocal.

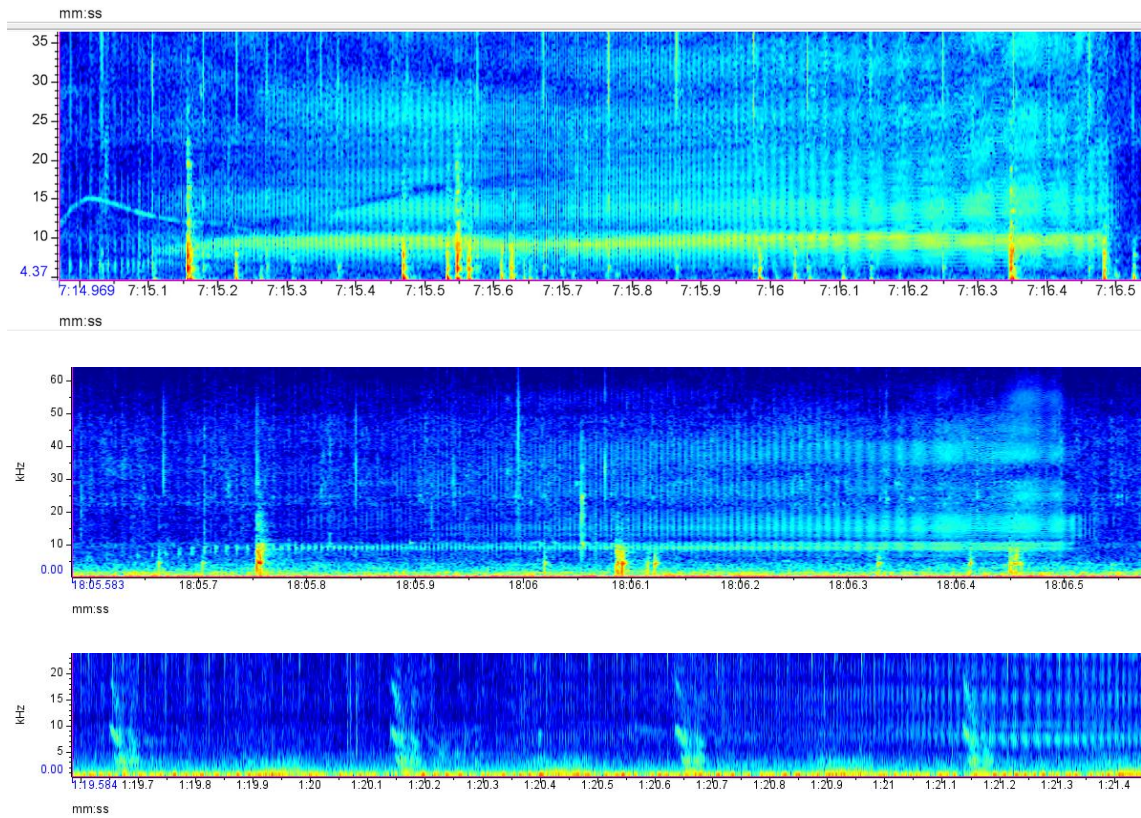


Figura 85: Eventos acústicos en Fase 3. Superior: Ejemplo de buzzes de alimentación. Intermedia Vocalizaciones e inter clics de 6 ms a 10 ms. Inferior: Series de bray calls.

4.6 A6- Jornadas con el sector pesquero

4.6.1 Visitas a los pescadores participantes en el proyecto.

Se han realizado 2 visitas a la cofradía de Llançà para hablar con el patrón mayor de la cofradía y para conocer a los integrantes la embarcación colaboradora de la cofradía, y varias visitas a los pescadores aprovechando los embarques en la embarcación de esta cofradía.

4.6.2 Al menos una jornada de presentación de resultados preliminares. (Incluida en la acción AO de este proyecto).

El día 16 de enero de 2026 se organizó una jornada final donde se presentó el proyecto y sus resultados preliminares a todo aquel que estuviese interesado. La jornada contó con la asistencia de 21 personas, con representación de los siguientes perfiles:

- Sector pesquero profesional (armadores, patrones, pescadores y representantes de cofradías).
- Personal técnico y administrativo vinculado a la gestión pesquera.
- Comunidad científica (investigadores especializados en ecología marina e interacción pesquera).
- Sector náutico y portuario.
- Público general interesado en la sostenibilidad marina.

El patrón mayor de la Cofradía, Antoni Abad, no pudo asistir en el horario oficial de la jornada. No obstante, estuvo presente durante la hora previa, manteniendo un intercambio con el equipo del proyecto sobre la problemática actual del sector pesquero y la necesidad de involucrar a las nuevas generaciones en el conocimiento y continuidad de la actividad pesquera como elemento clave para el relevo generacional.

La diversidad de perfiles favoreció un intercambio multidisciplinar, integrando el conocimiento empírico del sector con la evidencia científica generada en el marco del proyecto.

Un 59% de mujeres y un 41% mayores de 40 años de edad.

El programa se estructuró en los siguientes bloques:

- Presentación institucional del Programa Pleamar. Margarita Junza introdujo la Fundación Biodiversidad y el Programa Pleamar, contextualizando la financiación y los objetivos estratégicos de la iniciativa.



- Exposición técnica del proyecto COSTTERA-2. Carla Chicote presentó el proyecto, sus antecedentes, justificación, objetivos y metodología de trabajo.
- Presentación de resultados preliminares y visualización de imágenes submarinas. Carla Chicote y Natàlia Amigó expusieron los avances obtenidos hasta la fecha, incluyendo material audiovisual recopilado durante el desarrollo del estudio.
- Testimonio del sector pesquero local. Keoma Viñales explicó su experiencia profesional en relación con la interacción con el delfín mular y su colaboración directa en el proyecto.
- Mesa redonda y debate abierto, con la participación de la Associació Catalana de Dones de la Mar, donde se abordó el papel de la mujer en el sector pesquero y en la investigación marina, así como los retos de visibilización y reconocimiento profesional.

4.6.3 Al menos 2 cofradías y 8 pescadores implicados en el proyecto.

En el proyecto se han involucrado pescadores de la cofradía de Roses y Llançà, y se han involucrado 12 pescadores de estas.

4.6.4 Al menos 5 mujeres asistiendo al taller informativo, dentro de las Jornadas.

El 59% (n=13) de los asistentes a las Jornadas finales fueron mujeres al taller informativo de las Jornadas finales. Se dedicó una parte de las jornadas a hablar y debatir el papel de la mujer en el mar y la pesca con una mesa redonda y debate abierto, con la participación de la Associació Catalana de Dones de la Mar. En este apartado se abordó el papel de la mujer en el sector pesquero y en la investigación marina, así como los retos de visibilización y reconocimiento profesional.



5 DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

5.1 Acción 1: Encuestas a pescadores de pesca artesanal y de arrastre de Cataluña

El resultado de las encuestas realizadas aporta una visión detallada sobre la percepción de los pescadores respecto a la presencia de delfines, sus interacciones con la actividad pesquera y las principales problemáticas del sector.

Los resultados de las encuestas muestran que el delfín mular es la especie de cetáceo más avistada por los pescadores y la que más interactúa, tanto de arrastre como de trasmallo, hecho que confirma la sobreposición del hábitat de esta especie y las zonas de pesca.

La especie se ve durante todo el año, y se observa siguiendo las redes, comportamiento al que se asocia a un comportamiento de alimentación. Este patrón es consistente con la ecología trófica oportunista de la especie y su conocida capacidad de explotar recursos asociados a actividades humanas.

Los datos obtenidos a partir de las encuestas realizadas a la flota de arrastre de Cataluña evidencian una convivencia estable y no conflictiva entre la flota de arrastre y el delfín mular, con interacciones frecuentes, pero generalmente no percibidas como problemáticas. Las percepciones negativas, minoritarias, se centran principalmente en una posible competencia por los recursos, más que en daños materiales, lo que sugiere preocupaciones de carácter indirecto. La coherencia de estos resultados con las encuestas realizadas en 2021 sugiere que, al menos desde el punto de vista del sector, no se han producido cambios significativos en la intensidad ni en la naturaleza de las interacciones en los últimos años. Esta estabilidad contrasta con la pesca de trasmallo en los que las interacciones con cetáceos son percibidas como crecientes y problemáticas.

Los resultados muestran que la flota de trasmallo se enfrenta a un nivel de interacción y conflictividad mayor con el delfín mular que la pesca de arrastre, especialmente en el sur de Cataluña. El análisis regional pone de manifiesto una notable heterogeneidad espacial. Mientras que en Girona las interacciones se concentran prácticamente en una única cofradía, Blanes, y en Barcelona se limitan a Vilanova i la Geltrú, en Tarragona se reportan interacciones en todas las cofradías encuestadas. Esta distribución sugiere que factores locales, como las características de los caladeros, la profundidad de pesca, la estructura del esfuerzo pesquero o la disponibilidad de recursos, podrían estar jugando un papel importante en la probabilidad de interacción entre delfines y trasmallo. En otras zonas del Mediterráneo, como en Valencia, se observaron también diferencias regionales y una de las posibles causas que se valoró fue la disponibilidad de las presas (Revuelta et al., 2018). En este caso no parece haber una clara causa para estas diferencias.

Una elevada proporción de pescadores de trasmallo que reportan interacciones declara haber sufrido daños en las artes de pesca y pérdidas de captura, con una pérdida económica media



anual considerable por embarcación afectada. No obstante, la elevada desviación estándar y los valores excepcionalmente altos registrados en la cofradía de Cambrils indican una gran variabilidad entre cofradías, con situaciones puntuales de impacto muy elevado frente a otras donde los daños se mantienen en rangos moderados. Esta variabilidad puede tener varios motivos ecológicos, pero también es necesario tener en cuenta que los entrevistados puedan pensar que declarar daños más elevados pueda llevar a una posible compensación económica por parte de la administración (Bearzi et al., 2011). De todas formas, está claro que los delfines están causando daños, con una media de daños anual de 8.127,88€ por embarcación afectada una media muy superior a la declarada en otros estudios del Mediterráneo, por ejemplo, en la Comunidad Valenciana obtuvieron una media de 2.907,1 € anuales (Revuelta et al., 2018) aunque en otro estudio anterior se calcularon 566 € anuales para la misma zona (Feliu-Tena et al., 2023). En la literatura, las pérdidas económicas por embarcación asociadas a interacciones con delfines varían ampliamente, con valores que oscilan entre 155 € y 20,000 € por embarcación (Alexandre et al., 2022; Bearzi et al., 2011; Brotons et al., 2008a; Brotons et al., 2008b; Gonzalvo et al., 2015; Revuelta et al., 2018; Snape et al., 2018).

Este escenario subraya la importancia de incorporar la percepción del sector y la variabilidad regional en el diseño de estrategias de gestión, prevención de daños y conservación de la especie.

A pesar de la elevada frecuencia de interacciones, los eventos de captura accidental de delfines se mantienen relativamente poco frecuentes, con una baja tasa anual estimada por embarcación en ambos tipos de pesca. No obstante, la proporción de pescadores que declara haber presenciado o sufrido algún episodio de bycatch indica que estos eventos existen y deben ser monitorizados. En relación con las capturas accidentales, aunque una parte de los pescadores declara haber capturado delfines en algún momento de su carrera, la baja tasa anual estimada por embarcación indica que estos eventos son esporádicos. El temor a posibles repercusiones legales y la ausencia de un protocolo claro de actuación parecen influir en la falta de notificación de estos eventos, poniendo de manifiesto la necesidad de establecer procedimientos específicos, similares a los existentes para otras especies protegidas, como las tortugas marinas.

Finalmente, el análisis de la problemática general en el sector pesquero revela que las principales preocupaciones tienen que ver con la administración y burocracia. La negatividad del sector debido a todas las nuevas normativas se ha visto reflejada también al buscar colaboraciones para el proyecto.

Las encuestas son un método asequible y rápido para evaluar las percepciones de los pescadores y han servido para detectar el aumento en las interacciones y en la expansión de la problemática hacia otras regiones. Pero no son suficientes para obtener el daño real ya que los datos pueden estar sesgados por las percepciones de los entrevistados (Reeves et al., 2001).

En conclusión, el desarrollo de la Acción 1 del proyecto COSTtERA-2 ha sido positivo, alcanzando el 30% de la flota de arrastre y trasmallo de Cataluña. El proyecto ha consolidado la colaboración



con el sector pesquero y ampliando el alcance geográfico de las encuestas a todo el territorio de Cataluña. Esto ha permitido una comprensión más precisa y segmentada de los impactos regionales. En este contexto, los resultados demuestran como incorporar la visión del sector y continuar con el seguimiento de estas interacciones resulta fundamental para avanzar en el diseño de medidas de gestión y mitigación adecuadas.

5.2 Acción 2: Seguimiento y estudio del comportamiento del delfín mular en las redes de pesca de arrastre

El delfín mular es una especie que se observa durante todo el año en aguas del Cap de Creus (SUBMON, 2022) con una distribución amplia a lo largo de la plataforma continental. La densidad relativa estimada (0,4 ind/km) y la elevada tasa de encuentro refuerzan la importancia de esta zona como área de uso habitual para la especie.

El incremento observado en la tasa de encuentro respecto a años anteriores sugiere un aumento en la frecuencia de avistamientos. Este patrón podría estar relacionado con una mayor agregación de individuos en la zona o con una mayor asociación con la actividad pesquera, tal y como indican los altos porcentajes de avistamientos asociados a embarcaciones de arrastre.

Uno de los resultados más relevantes es la elevada proporción de avistamientos asociados a la pesca de arrastre (81%), en línea con estudios previos en el Mediterráneo que describen al delfín mular como una especie oportunista capaz de explotar recursos generados por actividades humanas.

La variación observada entre periodos con y sin actividad pesquera, con una reducción de avistamientos y un desplazamiento hacia zonas más profundas durante la veda, refuerza la hipótesis de una dependencia funcional de la pesca de arrastre como fuente de alimento.

Este tipo de interacción ha sido descrito en otras regiones del Mediterráneo (Bearzi et al., 2011; Gonzalvo et al., 2015), donde los delfines modifican su comportamiento y distribución en función de la disponibilidad de recursos asociados a las pesquerías.

El tamaño medio de grupo (7,9 individuos) se mantiene estable respecto a años anteriores y dentro de los valores descritos para la especie en el Mediterráneo. La ausencia de diferencias significativas en función de la asociación con pesca o de la época del año sugiere que el tamaño de grupo es una característica relativamente constante en esta población.

Esto indicaría que, aunque la pesca influye en el comportamiento y distribución, no parece afectar a la estructura básica de los grupos.

El elevado porcentaje de grupos con presencia de crías y juveniles ($\approx 50\%$) y su presencia a lo largo de todo el año sugieren que el área de estudio podría desempeñar un papel importante como zona de cría y reproducción.



Este patrón, junto con la estabilidad en el tamaño de grupo, refuerza la idea de que el Cap de Creus constituye un área ecológicamente relevante para la especie, no solo como zona de alimentación, sino también como hábitat clave para diferentes etapas del ciclo vital.

Los resultados de foto-identificación muestran una combinación de fidelidad al área moderada (57% de individuos recapturados) y una incorporación continua de nuevos individuos (43%).

La tendencia a la estabilización de la curva de acumulación indica que una parte importante de la población ha sido ya identificada, aunque la pendiente aún no completamente asintótica sugiere que el catálogo no está cerrado y que la población sigue siendo dinámica.

El comportamiento observado confirma una fuerte adaptación a la actividad pesquera. La predominancia del comportamiento de alimentación durante la interacción con arrastreros, así como los cambios en la estructura del grupo según la fase de pesca (dispersión durante el arrastre y agregación durante la recogida), evidencian un uso activo y estratégico de las redes como recurso alimentario.

Las observaciones mediante dron han permitido documentar por primera vez en la zona comportamientos de alimentación en el copo de la red, aportando información novedosa sobre el uso de este recurso.

Asimismo, la relación positiva entre el tamaño de grupo y la probabilidad de observar conductas aéreas sugiere que estos comportamientos podrían estar relacionados con procesos sociales o de coordinación grupal.

5.3 Acción 3: Embarques en barcos de pesca de arrastre para la instalación de cámaras e hidrófonos en las redes para el estudio del comportamiento submarino y patrón acústico, el análisis del riesgo de captura accidental y cuantificación de la interacción en el norte de Cataluña.

Los resultados de este estudio evidencian que la interacción de los delfines mulares con las redes de arrastre en Roses y Llançà está fuertemente relacionada con la búsqueda de alimento. La duración de estas interacciones puede prolongarse durante varias horas, llegando en ocasiones a abarcar prácticamente toda la jornada de pesca.

Las grabaciones obtenidas mediante cámaras de acción han permitido documentar a los animales nadando cerca de la red, realizando movimientos exploratorios de la cabeza, nadando en posición invertida y explorando la red de forma recurrente. Estos comportamientos están principalmente relacionados con la búsqueda de alimento, y se han registrado principalmente en la zona central de la red, y en especial en los laterales de esta. Además, se ha documentado

a diferentes individuos capturando presas que sobresalían de la red, tanto durante el arrastre como en el momento de la recogida. Es todas las imágenes el delfín captura la presa sutilmente, sin dañar la red, mordiendo únicamente la presa y estirando.

El comportamiento de los delfines no es sistemático varía según la red y según la zona, no se han observado patrones fijos.

La zona del copo de la red había representado un reto durante el proyecto COSTtERA en 2022. Sin embargo, el uso de nuevas cámaras, junto con un sistema de sujeción ligeramente modificado, ha permitido obtener imágenes de los delfines en el copo durante la recogida de la red, en las que se observan hasta siete individuos simultáneamente. Estas imágenes, junto con las grabadas mediante el dron de la entidad, han permitido confirmar que los delfines se alimentan activamente durante esta fase de la actividad pesquera.

En 2022 ya se había observado que los delfines tendían a agruparse durante la recogida de la red, y las cámaras mostraron cómo nadaban en dirección al extremo final del arte de pesca, aunque no se pudo determinar con claridad qué ocurría en ese momento. Las nuevas tecnologías empleadas en este estudio han permitido esclarecer este comportamiento. Mientras que durante el arrastre los delfines presentan un comportamiento más disperso, tanto en superficie como en profundidad —donde generalmente no se observan más de dos individuos simultáneamente—, durante la recogida de la red los animales se agrupan y se concentran en la parte final del arte, recorriéndolo conjuntamente. También destaca el uso de la red para otros comportamientos, ya que se ha documentado a individuos rascándose contra ella.

Los datos recogidos mediante las cámaras confirman que los delfines interactúan principalmente desde el exterior de la red. Las características de las redes utilizadas en la zona, que presentan una apertura vertical aproximada de un metro, podrían favorecer que los delfines no se adentren en ellas, a diferencia de lo observado en otras regiones del mundo.

Sin embargo, aunque los delfines se han observado alimentándose (7% de las grabaciones) es un porcentaje bajo para todas las horas de grabación. Este resultado sugiere que los animales podrían no estar alimentándose únicamente de las presas que sobresalen de la red. Es posible que también aprovechen presas que quedan expuestas tras el paso de la red por el fondo o que intentan escapar durante la maniobra de arrastre, facilitando así su captura por parte de los delfines.

El avance en la tecnología de las cámaras de acción ha permitido realizar grabaciones durante más tiempo y a mayor profundidad, sin necesidad de iluminación artificial, alcanzando hasta los 120 metros. Aunque la calidad de las imágenes a partir de los 100 metros no es excelente, resulta suficiente para identificar el comportamiento de los animales.

Este sistema sigue presentando algunas limitaciones, como el reducido campo de visión. Sin embargo, el proyecto ha permitido abordar esta limitación empezando a usar tecnología de cámaras 360°, que permite seguir el movimiento de los delfines durante más tiempo y comprender mejor lo que ocurre durante estas interacciones.



5.4 Acción 4: Desarrollo de un algoritmo de deep learning para la detección automatizada de delfines en imágenes de cámaras

El uso de YOLO ha demostrado ser una técnica eficiente para la detección de delfines en cámaras submarinas, aplicándose en un campo aún en desarrollo, donde la detección de fauna marina sigue siendo un desafío. Se destaca por su alta velocidad en el procesamiento de secuencias, así como por su capacidad de detección bajo distintos umbrales de IoU. Todos los modelos evaluados han mostrado un desempeño sólido, aunque con algunas variaciones en precisión y recall y con margen aún de mejora.

El modelo que ha mostrado el mejor equilibrio entre las métricas de evaluación, especialmente en términos de *recall* y *mAP50-95*, ha sido *dolphin_fishing_net*, basado en la versión YOLOv8 Nano. Este modelo destaca por su capacidad para detectar una mayor cantidad de delfines con buena precisión, sin la necesidad de técnicas de aumento de datos, y ha sido el seleccionado para el presente estudio debido a su rendimiento equilibrado y eficiencia en el procesamiento.

El modelo *dolphin_detector*, que implementa optimizaciones adicionales, ha demostrado una precisión ligeramente superior, lo que indica una menor tasa de falsos positivos y aunque también es un buen modelo, se ha priorizado la capacidad de detectar delfines, puesto que tampoco es un medio en el que haya demasiados objetos, a parte del objetivo. Este resultado subraya la importancia de elegir el modelo en función de los requisitos específicos de la tarea, priorizando el equilibrio entre detección efectiva y precisión según las necesidades del proyecto.

En cuanto al procesamiento de video, inicialmente se identificó que el tiempo total de procesamiento era significativamente mayor que la duración real del video, lo que lo hacía poco práctico para su uso en entornos marítimos. Sin embargo, tras la implementación de estrategias de optimización como la reducción de la resolución, el aumento del frame skip y el ajuste del umbral de confianza, se logró mejorar sustancialmente la eficiencia del procesamiento. Como resultado, el tiempo total de procesamiento se redujo en aproximadamente un 20% del tiempo total del vídeo, logrando una velocidad de 0,66x tiempo real. Sin embargo, para alcanzar una eficiencia aún mayor, sería necesario contar con hardware más potente, como GPUs de mayor capacidad.

El aumento de datos (data augmentation) no ha resultado en este estudio en una mejora significativa del modelo, probablemente debido a un desbalance en las clases de entrenamiento, lo que sugiere la necesidad de un enfoque más equilibrado en futuras iteraciones.

La automatización en la detección de delfines reduce el tiempo de revisión manual de videos en un 80%, ya que ahora los investigadores pueden centrarse únicamente en las detecciones generadas por el modelo en lugar de revisar todos los videos manualmente. Esto representa un avance significativo en la eficiencia del análisis del comportamiento del delfín mular en redes de arrastre, facilitando estudios más rápidos y precisos.

Trabajos futuros



Se prevé mejorar el proceso de etiquetado para garantizar una mayor precisión en las anotaciones, y trabajar exclusivamente con datasets que contengan más delfines, una vez se disponga de un número suficiente de imágenes. Esto contribuirá a reducir el desbalance de clases y a mejorar el rendimiento general del modelo.

Además, se trabajarán con técnicas de aprendizaje no supervisado y semi-supervisado para detectar patrones de comportamiento que puedan asociarse a alimentación, búsqueda, aprendizaje o descanso. Estas metodologías permitirán avanzar hacia un análisis de comportamiento que ayudará en el conocimiento de la especie y sus medidas de gestión.

Una de las implementaciones a largo plazo sería la optimización del modelo para su ejecución en tiempo real, lo que podría permitir alertas inmediatas o intervenciones automatizadas en operaciones de pesca, contribuyendo a la conservación de especies.

Además, el uso combinado con hidrófonos, con los que también se está trabajando en la actualidad asociados a las cámaras submarinas abre un campo a la combinación del patrón acústico de los delfines con las imágenes de comportamiento que hasta ahora no ha sido explorado.

5.1 Acción 4: Resultado proceso de deep learning para la detección de patrones acústicos.

Los resultados de este estudio sugieren la presencia de vocalizaciones compatibles con bray calls en los registros acústicos obtenidos en redes de arrastre en el norte de Catalunya. Aunque la estructura temporal y algunos rasgos internos de los eventos detectados no reproducen de forma exacta el patrón clásico descrito en la literatura, especialmente el definido por Janik (2000) para el Moray Firth, las características espectrales de baja frecuencia y parte de su morfología acústica son consistentes con este tipo de señal.

La detección de bray calls resulta particularmente relevante, ya que se trata de un tipo de vocalización poco documentado y escasamente descrito en la bibliografía científica, especialmente en el contexto del Mediterráneo. La variabilidad observada en su estructura podría estar influida tanto por las condiciones acústicas complejas asociadas a la actividad pesquera como por posibles diferencias comportamentales o regionales en la producción de estas vocalizaciones.

En Moray Firth (Escocia), los delfines mulares producen bray calls durante la depredación de salmónidos, conducta que frecuentemente es seguida por aproximaciones rápidas de otros individuos, lo que sugiere una posible función de coordinación en la alimentación grupal o de atracción hacia áreas de alimentación (Janik, 2000). En el Mar Mediterráneo, especialmente en el Mar Tirreno, estas vocalizaciones se registran con mayor frecuencia y presentan una diversidad estructural más amplia (Tumino et al., 2022), lo que podría reflejar adaptaciones regionales vinculadas a estrategias tróficas específicas o a diferencias en la organización social. En el Estuario del Sado (Portugal), los delfines mulares producen series de bray calls durante



actividades de alimentación con estructuras similares a las descritas en otras poblaciones, lo que apoya la hipótesis de una función comunicativa conservada (dos Santos et al., 2004; Silva et al., 2016).

Finalmente, el análisis de los patrones acústicos durante las distintas fases de las operaciones de pesca de los delfines mulares, ha permitido definir tres fases: búsqueda, aproximación y alimentación/interacción con la red. Estas fases se caracterizan por variaciones progresivas en el intervalo inter-clic (ICI), incremento de la energía de señal y mayor diversidad vocal, alcanzando su máxima complejidad acústica durante la fase terminal de alimentación.

El proyecto ha desarrollado y validado una metodología para el análisis acústico de la interacción de delfines mulares y redes de arrastre en el Cap de Creus, en Catalunya.

A partir de registros obtenidos mediante un hidrófono de alta frecuencia desplegado en la red de pesca, se ha implementado una cadena de procesamiento que combina técnicas clásicas de mejora de señal con herramientas avanzadas de aprendizaje profundo.

Se han aplicado técnicas de sustracción espectral para mejorar la claridad espectral de las vocalizaciones y mantener la integridad de la señal y se han identificado 1.650 eventos acústicos distribuidos en clics, silbidos y gulps, observándose una clara separación espectral entre estas categorías.

Se ha desarrollado un clasificador automático mediante una red neuronal convolucional MobileNetV2, obteniendo precisiones entre el 90% y el 93%. El modelo es robusto frente a clases minoritarias y únicamente presenta confusiones significativas entre clics y ruido de embarcación.

Los resultados de la metodología implementada puede ser una herramienta complementaria a la observación visual directa para el estudio del comportamiento de los delfines en redes de pesca.

Trabajos futuros:

- 1.- Incremento del número de adquisiciones para ampliar el data set de estudio
- 2.- Realización de un proceso de discriminación más fino entre vocalizaciones con el objetivo de separar mejor las vocalizaciones de los clics procedentes del arte de pesca.

5.2 Acción 6: Jornadas con el sector pesquero

La participación del sector pesquero ha sido esencial en todo el proyecto. La colaboración del sector pesquero ha sido un elemento fundamental para el desarrollo del proyecto. La participación directa de pescadores en el proceso de investigación ha permitido obtener información de campo difícilmente accesible mediante métodos exclusivamente científicos, así como registrar imágenes y observaciones durante la actividad pesquera real. Esta cooperación ha facilitado una mejor comprensión de la interacción entre los delfines y las redes de arrastre, reforzando la calidad y aplicabilidad de los resultados obtenidos.

La jornada de presentación de resultados del proyecto COSTERA-2 permitió generar un espacio de intercambio entre el sector pesquero, la comunidad científica y otros actores vinculados a la gestión del medio marino. La diversidad de perfiles asistentes favoreció un diálogo multidisciplinar que permitió contrastar los resultados científicos del proyecto con el conocimiento empírico acumulado por el sector pesquero, especialmente en relación con la interacción entre el delfín mular y la pesca de arrastre.

La participación activa observada durante el debate y la mesa redonda pone de manifiesto el interés del sector por comprender mejor los resultados del proyecto y su posible aplicación en la gestión de las interacciones entre cetáceos y actividad pesquera. Las aportaciones realizadas por pescadores y representantes del sector contribuyeron a contextualizar los resultados científicos dentro de la realidad operativa de la pesca, aportando información relevante sobre la evolución de estas interacciones y su percepción por parte de los profesionales del mar.

Asimismo, la inclusión del testimonio directo de un pescador participante en el proyecto permitió reforzar la confianza entre el sector y el equipo investigador, facilitando la transferencia de conocimiento y la comprensión mutua de los objetivos del estudio. Este tipo de colaboración resulta especialmente relevante en proyectos que abordan interacciones entre fauna marina y actividades humanas, donde la implicación del sector es clave para obtener información de campo y avanzar hacia soluciones de gestión realistas.

La jornada también permitió abordar aspectos sociales vinculados al sector pesquero, como el relevo generacional y la visibilización del papel de la mujer en las actividades marítimas. En este sentido, la participación de la Associació Catalana de Dones de la Mar aportó una perspectiva complementaria que contribuyó a ampliar el debate más allá de los aspectos estrictamente técnicos, incorporando elementos sociales y culturales que forman parte del contexto actual del sector.

En conjunto, la actividad contribuyó a reforzar los objetivos del proyecto en materia de transferencia de conocimiento y participación del sector, evidenciando la importancia de generar espacios de diálogo entre ciencia, gestión y actividad pesquera. Este tipo de iniciativas favorecen la construcción de una base de conocimiento compartido que puede facilitar el desarrollo de estrategias de gestión más eficaces y socialmente aceptadas para abordar la interacción entre el delfín mular y la pesca de arrastre en la costa catalana.



6 VALORACIÓN

En general, los resultados ponen de manifiesto una fuerte interacción entre el delfín mular y la pesca de arrastre, con posibles implicaciones tanto ecológicas como de gestión.

En conjunto, los resultados obtenidos tras la realización del proyecto COSTtERA-2 evidencian una elevada interacción entre el delfín mular y la actividad pesquera en Cataluña, así como la relevancia del norte de Cataluña para la especie y la necesidad de abordar su gestión desde un enfoque integrado.

La información obtenida a través de las encuestas complementa los resultados ecológicos, permitiendo una mejor comprensión de la interacción desde una perspectiva socioeconómica y evidenciando la necesidad de integrar al sector pesquero en las estrategias de gestión. La colaboración del sector pesquero ha sido clave para el desarrollo del proyecto, facilitando el acceso a las embarcaciones y permitiendo avanzar en el conocimiento de estas interacciones desde un enfoque aplicado.

El proyecto ha permitido mejorar significativamente el conocimiento sobre la población de delfín mular en el Cap de Creus, consolidando la información previa, ampliando el catálogo de foto-identificación y aumentando el registro de comportamientos tanto en interacción con la pesca como en ausencia de esta.

El uso de cámaras submarinas ha demostrado ser una herramienta eficaz para el estudio del comportamiento en redes de arrastre, permitiendo obtener información inédita en la zona y documentar patrones no descritos anteriormente. La mejora tecnológica, junto con la incorporación de sistemas de grabación 360º, ha abierto nuevas posibilidades para el análisis detallado del comportamiento y los patrones de movimiento de los animales, constituyendo además una metodología transferible a otras áreas y tipos de pesca.

Asimismo, la integración de hidrófonos ha permitido avanzar en la caracterización de los patrones acústicos asociados a la interacción con la pesca. En este contexto, la incorporación de herramientas de inteligencia artificial ha supuesto un avance significativo, mediante el desarrollo de modelos de detección automática de delfines en vídeo (basados en YOLOv8) y sistemas de clasificación acústica mediante redes neuronales convolucionales. Estas herramientas han permitido automatizar el análisis de grandes volúmenes de datos, mejorar la precisión en la identificación de eventos y optimizar los tiempos de procesamiento, sentando las bases para sistemas de monitorización semi-automatizados en pesquerías.

Los resultados indican que, en el caso de la pesca de arrastre, la interacción con los delfines presenta un riesgo aparentemente bajo de captura accidental, mientras que en la pesca de trasmallo se identifican mayores conflictos, asociados principalmente a daños en las artes.

La metodología desarrollada ha demostrado ser robusta, replicable y transferible a otros contextos, lo que permite su aplicación en diferentes áreas y tipos de pesca.



En conjunto, el proyecto COSTtERA-2 ha sido un éxito, al proporcionar una visión integrada de las interacciones entre delfines y pesca, combinando enfoques ecológicos, tecnológicos — incluyendo inteligencia artificial— y socioeconómicos. Asimismo, establece una base sólida para la continuidad del seguimiento y el desarrollo de futuras investigaciones orientadas a mejorar la gestión y conservación de la especie.



7 BIBLIOGRAFIA

1. ACCOBAMS (2019) Review of bycatch rates of cetaceans in the Mediterranean Sea and the Black Sea. ACCOBAMSMOP7/ 2019/Doc29
2. Alexandre, S., Ferreira, M., Silva, M. A., & Santos, R. S. (2022). Interactions between air-breathing marine megafauna and small-scale fisheries: Insights from fishers' ecological knowledge. *Fisheries Research*, 252, 106329.
3. Alhashmi, F., Alhefeiti, M., Mirza, S. B., & Ridouane, F. L. (2024). Efficient dorsal fin-based classification of Risso's and common Bottlenose dolphins using YOLOv7 and YOLOv8 models for real-time applications. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 11(115), 875. <https://doi.org/10.19101/IJATEE.2023.10102512>
4. Allen, S. J., & Loneragan, N. R. (2010). Reducing dolphin bycatch in the Pilbara finfish trawl fishery.
5. Allen, S. J., Pollock, K. H., Bouchet, P. J., Kobryn, H. T., McElligott, D. B., Nicholson, K. E., ... & Loneragan, N. R. (2017). Preliminary estimates of the abundance and fidelity of dolphins associating with a demersal trawl fishery. *Scientific reports*, 7(1), 1-11.
6. Amigó, N., Chicote, A. C., Sanromán, D., & Álvarez de Quevedo, I. (2021). Proyecto COSTtERA: Comportamiento submarino de *Tursiops truncatus* en redes de arrastre en el Norte de Cataluña. Informe técnico. Fundación Biodiversidad.
7. Andreas, J. G. Beguš, M.M. Bronstein ... & R.J. Wood. (2022). Toward understanding communication in sperm whales. *iScience* 25(6), [https://www.cell.com/iscience/fulltext/S2589-0042\(22\)00664-2](https://www.cell.com/iscience/fulltext/S2589-0042(22)00664-2)
8. Ashraf, M. (2024). Technical architecture of YOLO: A review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 13(12), 901–904. <https://doi.org/10.21275/SR241211101604>
9. Au, W. W. L. (1993). *The Sonar of Dolphins*. Springer Science & Business Media.
10. Au, W. W. L., & Benoit-Bird, K. J. (2003). Automatic gain control in the echolocation system of dolphins. *Journal of the Acoustical Society of America*, 114, 2284–2292.
11. Bearzi, G., Bonizzoni, S., Gonzalvo, J., & Santostasi, N. L. (2011). The role of dolphin depredation in Mediterranean artisanal fisheries: Perceptions of fishers and economic implications. *Biological Conservation*, 144, 2369–2376.
12. Bearzi, G., Fortuna, C., Reeves, R., 2012. *Tursiops truncatus* (Mediterranean subpopulation). In: IUCN 2012. IUCN Red List of Threatened Species. Version 2012.2, www.iucnredlist.org, Accessed date: 19 January 2018.
13. Bearzi, G., Fortuna, C.M., Reeves, R.R., 2008. Ecology and conservation of common bottlenose dolphins *Tursiops truncatus* in the Mediterranean Sea. *Mammal Rev.* 39, 92–123.
14. Berouti, M., Schwartz, R., & Makhoul, J. (1979, April). Enhancement of speech corrupted by acoustic noise. In ICASSP'79. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (Vol. 4, pp. 208-211). IEEE.
15. Boll, S. (2003). Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. *IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 27(2), 113-120



16. Bonizzoni, S., Furey, N. B., & Bearzi, G. (2021). Bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) in the north-western Adriatic Sea: Spatial distribution and effects of trawling. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 31(3), 635-650.
17. Bonizzoni, S., Hamilton, S., Reeves, R. R., Genov, T., & Bearzi, G. (2022). Odontocete cetaceans foraging behind trawlers, worldwide. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 1-51.
18. Borrell, A., Aguilar, A., Tornero, V., Sequeira, M., Fernández, G., & Alís, S. (2006). Organochlorine compounds and stable isotopes indicate bottlenose dolphin subpopulation structure around the Iberian Peninsula. *Environment International*, 32(4), 516–523.
19. Brotons, J.M., Grau, A., Rendell, L., 2008. Estimating the impact of interactions between bottlenose dolphins and artisanal fisheries around the Balearic Islands. *Mar. Mamm. Sci.* 24, 112–127.
20. Caldwell, M. C., & Caldwell, D. K. (1965). Individualized whistle contours in bottle-nosed dolphins (*Tursiops truncatus*). *Nature*, 207(4995), 434–435.
21. Canelas, J., Clementino, L., Cid, A., Castro, J., Machado, I., & Vieira, S. (2024). Automated cetacean detection in UAV imagery using AI models: A case study on Delphinid species. *International Journal of Data Science and Analytics*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s41060-024-00704-9>
22. Carpentieri, P., y Gonzalvo, J. (2022). *Depredación de delfines en las pesquerías del Mediterráneo y Mar Negro – Metodología para la recopilación de datos* (Documento técnico de pesca y acuicultura de la FAO No. 688). FAO. <https://doi.org/10.4060/cc2943en>
23. Ciotti, M. (2006). La pesca nel medio Adriatico nel Settecento tra innovazione delle tecniche e conservazione delle risorse. *La pesca nel medio Adriatico nel Settecento tra innovazione delle tecniche e conservazione delle risorse*, 0-0,
24. Cover, T. M. (1999). *Elements of information theory*. John Wiley & Sons.
25. Cuvertoret-Sanz, M., López-Figueroa, C., Byrne, A. O., Canturri, A., Martí-García, B., Pintado, E., ... & Domingo, M. (2020). Causes of cetacean stranding and death on the Catalan coast (western Mediterranean Sea), 2012-2019. *Diseases of Aquatic Organisms*, 142, 239-253.
26. Chicote A. C., Amigó N., Sanromán D., Álvarez de Quevedo I. (2021a) Diagnosi de la interacció pesquera amb les espècies de cetacis a Catalunya. Informe tècnic. Generalitat de Catalunya Departament d'Acció climàtica, Alimentación i Agenda Rural.
27. Chicote A. C., Amigó N., Sanromán D., Andón N, Gazo M. (2021b) Informe de Seguiment hivernal de la població de dofí mular en l'àmbit del Parc Natural del Cap de Creus. Informe tècnic Direcció General de Polítiques Ambientals i Medi Natural, Generalitat de Catalunya. Pp19
28. Díaz López, B. (2006). Interactions between Mediterranean bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) and gillnets off Sardinia, Italy. *ICES Journal of Marine Science*, 63(5), 946-951.



29. Díaz Lopez, B., Shirai, J.A.B., 2007. Bottlenose dolphin (*Tursiops truncatus*) presence and incidental capture in a marine fish farm on the north-eastern coast of Sardinia (Italy). *J. Mar. Biol. Ass. U. K.* 87, 113–117.
30. Erbe, C., Reichmuth, C., Cunningham, K., Lucke, K., & Dooling, R. (2019). Managing the effects of noise from ship traffic on marine mammals. *Frontiers in Marine Science*, 6, 606. <https://doi.org/10.3389/fmars.2019.00606>
31. Gazo, M., Gonzalvo, J., & Aguilar, A. (2008). Pingers as deterrents of bottlenose dolphins interacting with trammel nets. *Fisheries Research*, 92(1), 70-75.
32. Gillespie, D., Gordon, J., McHugh, R., McLaren, D., Redmond, L., McGinty, N., & O'Hara, J. (2009). PAMGuard: Semiautomated, open source software for real-time acoustic detection and localisation of cetaceans. *Journal of the Acoustical Society of America*, 125(4), 2547–2557. <https://doi.org/10.1121/1.3089590>
33. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 580-587). Jaiteh, V. F., Allen, S. J., Meeuwig, J. J., &
34. Goetz, S., Read, F. L., Begoña Santos, M., Pita, C., & Pierce, G. J. (2014). Cetacean-fishery interactions in Galicia (NW Spain): Results and management implications of a face-to-face interview survey of local fishers. *ICES Journal of Marine Science*, 71, 604–617.
35. Gonzalvo, J., Giovos, I., & Moutopoulos, D. (2015). Fishermen's perception on the interaction between bottlenose dolphins and small-scale fisheries in the Mediterranean Sea. *Ocean & Coastal Management*, 113, 1–10,
36. Gonzalvo, J., Giovos, I., & Moutopoulos, D. K. (2015). Fishermen's perception on the sustainability of small-scale fisheries and dolphin–fisheries interactions in two increasingly fragile coastal ecosystems in western Greece. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 25(1), 91-106.
37. Gonzalvo, J., Valls, M., Cardona, L., & Aguilar, A. (2008). Factors determining the interaction between bottlenose dolphins and artisanal fisheries in the north-western Mediterranean. *Journal of the Marine Biological Association of the United Kingdom*, 88(8), 1577–1585.
38. Hamer, D. J., Childerhouse, S. J., & Gales, N. J. (2012). Odontocete bycatch and depredation in longline fisheries: a review of available literature and of potential solutions. *Marine mammal science*, 28(4), E345-E374.
39. Herzing, D. L. (2000). Acoustics and social behavior of wild dolphins: Implications for a sound society. In W. W. L. Au, A. N. Popper, & R. R. Fay (Eds.), *Hearing by Whales and Dolphins* (pp. 225–272). Springer.
40. Jaiteh, V. F., Allen, S. J., Meeuwig, J. J., & Loneragan, N. R. (2013). Subsurface behavior of bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) interacting with fish trawl nets in northwestern Australia: Implications for bycatch mitigation. *Marine Mammal Science*, 29(3), E266-E281.
41. Janik, V. M. (2000). Food-related bray calls in wild bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*). *Proceedings of the Royal Society B*, 267(1452), 923–927. <https://doi.org/10.1098/rspb.2000.1091>
42. Janik, V. M. (2009). Acoustic communication in delphinids. *Advances in the Study of Behavior*, 40, 123–157.



43. Janik, V. M., & Slater, P. J. (1998). Context-specific use suggests that bottlenose dolphin signature whistles are cohesion calls. *Animal Behaviour*, 56(4), 829–838.
44. Janssen, S. E., Le Coz, J., Macrina, L., Grandjean, T., & Miliou, A. (2022). Conflict analysis between commercial fisheries and common bottlenose dolphin (*Tursiops truncatus*) in the Dodecanese region, Greece. *Fisheries Management and Ecology*. <https://doi.org/10.1111/fme.12582>
45. Jefferson, T. A. (2000). Population biology of the Indo-Pacific hump-backed dolphin in Hong Kong waters. *Wildlife monographs*, 1-65.
46. Jocher, G., et al. (2023). YOLOv8 by Ultralytics. Ultralytics Documentation & GitHub Repository.
47. Johnson, M., Madsen, P. T., Zimmer, W. M. X., Aguilar de Soto, N., & Tyack, P. L. (2006). Foraging Blainville's beaked whales produce distinct click types matched to different phases of echolocation. *Journal of Experimental Biology*, 209, 5038–5050.
48. Johnson, M., Madsen, P. T., Zimmer, W. M., Aguilar de Soto, N., & Tyack, P. L. (2004). Beaked whales echolocate on prey. *Journal of Experimental Biology*, 207, 1811–1823.
49. Kuhlane, L., Brown, D., & Brown, A. (2023). *Exploring the incremental improvements of YOLOv7 on bull sharks in Mozambique* (Master's thesis). Rhodes University, Grahamstown, South Africa.
50. Lamont, T. A. C., Chapuis, L., Williams, B., Dines, S., Gridley, T., Frainer, G., Fearey, J., Maulana, P. B., Prasetya, M. E., Jompa, J., Smith, D. J., & Simpson, S. D. (2022). HydroMoth: Testing a prototype low-cost acoustic recorder for aquatic environments. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 8(3), 362–378. <https://doi.org/10.1002/rse2249>
51. Laran, S., Pettex, E., Authier, M., Blanck, A., David, L., Dorémus, G., et al. (2017). Seasonal distribution and abundance of cetaceans within French waters. Part I: The North-Western Mediterranean, including the Pelagos Sanctuary. *Deep-Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 141, 20–30.
52. Lima, A., Lopes, L. C., de Melo, J. F., Fróes, E., de C. De Carli, R., Bassoi, M., & Gonçalves, M. I. C. (2025). Bray calls emitted by common bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) in offshore waters of northeastern Brazil. *Marine Mammal Science*, 41(1), e13160.
53. Liu, S., Zeng, Z., Ren, T., Li, F., Zhang, H., Yang, J., Jiang, Q., Li, C., Yang, J., Su, H., Zhu, J., & Lou H, Duan X, Guo J, Liu H, Gu J, Bi L, et al. DC-YOLOv8: small-size object detection algorithm based on camera sensor. *Electronics*. 2023; 12(10):1-14.
54. Loneragan, N. R. (2013). Subsurface behavior of bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) interacting with fish trawl nets in northwestern Australia: Implications for bycatch mitigation. *Marine Mammal Science*, 29(3), E266-E281. DOI: [10.1111/j.1748-7692.2012.00620.x](https://doi.org/10.1111/j.1748-7692.2012.00620.x)
55. Lou H, Duan X, Guo J, Liu H, Gu J, Bi L, et al. DC-YOLOv8: small-size object detection algorithm based on camera sensor. *Electronics*. 2023; 12(10):1-14.
56. Luís, A. R., Alves, I. S., Sobreira, F. V., Couchinho, M. N., & dos Santos, M. E. (2019). Brays and bits: Information theory applied to acoustic communication sequences of bottlenose dolphins. *Bioacoustics*, 28(3), 286–296. <https://doi.org/10.1080/09524622.2018.1443285><https://doi.org/10.1080/09524622.2018.1443285>



57. Luís, A. R., Couchinho, M. N., & Dos Santos, M. E. (2016). A quantitative analysis of pulsed signals emitted by wild bottlenose dolphins. *PLOS one*, 11(7), e0157781.
58. Luís, A. R., May-Collado, L. J., Rako-Gospic, N., Gridley, T., Papale, E., Azevedo, A., ... & Dos Santos, M. E. (2021). Vocal universals and geographic variations in the acoustic repertoire of the common bottlenose dolphin. *Scientific reports*, 11(1), 11847.
59. Maccarrone, V., Buffa, G., Di Stefano, V., Filiciotto, F., Mazzola, S., & Buscaino, G. (2014). Economic assessment of dolphin depredation damages and pinger use in artisanal fisheries in the Archipelago of Egadi Islands (Sicily). *Turkish Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 14, 173–181.
60. Madsen, P. T., Kerr, I., & Payne, R. (2005). Echolocation clicks of harbour porpoises. *Journal of Experimental Biology*, 208, 181–194.
61. Marcos, E., Salazar, J. M., & de Stephanis, R. (2010). Cetacean diversity and distribution in the coast of Gipuzkoa and adjacent waters, southeastern Bay of Biscay. *Munibe, Ciencias Naturales*, 58, 221–231.
62. May-Collado, L. J., & Wartzok, D. (2008). A comparison of bottlenose dolphin whistles in the Atlantic Ocean: factors promoting whistle variation. *Journal of Mammalogy*, 89(5), 1229–1240.
63. Moskvyak, O., Maire, F., Armstrong, A. O., Dayoub, F., & Baktashmotlagh, M. (2019). Robust re-identification of manta rays from natural markings by learning pose invariant embeddings. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1902.10847>
64. Natoli, A., Birkun, A., Aguilar, A., López, A., & Hoelzel, A. R. (2005). Habitat structure and the dispersal of male and female bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*). *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 272, 1217–1226.
65. Natoli, A., Cañadas, A., Vaquero, C., Politi, E., Fernández-Navarro, P., & Hoelzel, A. R. (2008). Conservation genetics of the short-beaked common dolphin (*Delphinus delphis*) in the Mediterranean Sea and in the eastern North Atlantic Ocean. *Conservation Genetics*, 9(6), 1479–1487.
66. Natoli, A., Peddemors, V. M., & Hoelzel, A. R. (2004). Population structure and speciation in the genus *Tursiops* based on microsatellite and mitochondrial DNA analyses. *Journal of Evolutionary Biology*, 17, 363–375.
67. Norouzzadeh, M. S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M. S., Packer, C., et al. (2018). Automatically identifying, counting, and describing wild animals in camera-trap images with deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(25), E5716–E5725. <https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115>
68. OpenAI. (2023). ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue. Recuperado de <https://openai.com/chatgpt>
69. Pace, D. S., Tumino, C., Silvestri, M., Giacomini, G., Pedrazzi, G., Pavan, G., ... & Ardizzone, G. (2022). Bray-call sequences in the Mediterranean common bottlenose dolphin (*Tursiops truncatus*) acoustic repertoire. *Biology*, 11(3), 367.
70. Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., & da Silva, E. A. B. (2021). A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit. *Electronics*, 10(3), 279. <https://doi.org/10.3390/electronics10030279>



71. Parra, G. J. (2006). Resource partitioning in sympatric delphinids: space use and habitat preferences of Australian snubfin and Indo-Pacific humpback dolphins. *Journal of Animal Ecology*, 862-874. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2006.01104.x>
72. Pennino, M. G., Rotta, A., Pierce, G. J., & Bellido, J. M. (2015). Interaction between bottlenose dolphin (*Tursiops truncatus*) and trammel nets in the Archipelago de La Maddalena, Italy. *Hydrobiologia*, 747(1), 69-82.
73. Piroddi, C., Bearzi, G., Gonzalvo, J., & Christensen, V. (2011). From common to rare: the case of the Mediterranean common dolphin. *Biological Conservation*, 144(10), 2490-2498.
74. Read, A. J., Drinker, P., & Northridge, S. (2006). Bycatch of marine mammals in U.S. and global fisheries. *Conservation Biology*, 20, 163-169.
75. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You only look once: Unified, real-time object detection*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1506.02640>
76. Reeves, R. R., Read, A. J., & Notarbartolo di Sciara, G. (2001). Report of the workshop on interactions between dolphins and fisheries in the Mediterranean: Evaluation of mitigation alternatives. Instituto Centrale per la Ricerca Applicata al Mare, Rome, Italy.
77. Reid, J. B., Evans, P. G. H., & Northridge, S. P. (Eds.). (2003). Atlas of cetacean distribution in north-west European waters. Joint Nature Conservation Committee.
78. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
79. Revuelta O, Domenech F, Fraija-Fernandez N, Gozalbes P, Novillo O, Penades-Suay J, Tomas J (2018) Interaction between bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) and artisanal fisheries in the Valencia region (Spanish Mediterranean Sea). *Ocean Coast Manage* 165: 117-125
80. Revuelta, O., Gonzalvo, J., Aguilar, A., & Cardona, L. (2018). Interaction between bottlenose dolphins and artisanal fisheries in the north-western Mediterranean Sea. *Ocean & Coastal Management*, 160, 52-60,
81. Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4510-4520).
82. Sayigh, L. S., Tyack, P. L., Wells, R. S., Solow, A. R., Scott, M. D., & Irvine, A. B. (1999). Individual recognition in wild bottlenose dolphins: A field test using playback experiments. *Animal Behaviour*, 57(1), 41-50,
83. Shiu, Y., Stowell, D., Ganchev, T., McDonald, M. A., & Allen, J. B. (2020). Deep neural networks for automated detection of marine mammal vocalizations. *Journal of the Acoustical Society of America*, 147, 1126-1141.
84. Sisodia, S., Dhyani, S., Kathuria, S., Pandey, S., Chhabra, G., & Pandey, R. (2023). AI technologies, innovations and possibilities in wildlife conservation. In *Proceedings of the 2023 International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application (ICIDCA)* (pp. 1090-1095). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIDCA56705.2023.10099721>



- Snape, R. T. E., Broderick, A. C., Çiçek, B. A., Fuller, W. J., Glen, F., Stokes, K. L., & Godley, B. J. (2018). Conflict between dolphins and small-scale fisheries in the Mediterranean: Assessing the economic impact and possible mitigation measures. *Marine Policy*, 88, 231–238.
85. Sohan, M., SaiRam, T., & Venkata RamiReddy, C. (2024). Technical architecture of YOLO: A review. *Data Intelligence and Cognitive Informatics*, 529–545.
https://doi.org/10.1007/978-981-99-7962-2_39
86. SUBMON. (2022). PROYECTO COSTtERA: Comportamiento submarino de *Tursiops truncatus* en redes de arrastre en el Norte de Cataluña. Informe final. Programa Pleamar.
https://www.programapleamar.es/sites/default/files/costtera_informe_final_0.pdf
87. Tabak, M. A., Norouzzadeh, M. S., Wolfson, D. W., Sweeney, S. J., Vercauteren, K. C., Snow, N. P., et al. (2019). Machine learning to classify animal species in camera trap images: Applications in ecology. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(4), 585–590,
<https://doi.org/10.1111/2041-210X.13120>
88. Tixier, P., Gasco, N., Duhamel, G., & Guinet, C. (2015). Habituation to an acoustic harassment device (AHD) by killer whales depredating demersal longlines. *ICES Journal of Marine Science*, 72(5), 1673–1681.
89. Tudela, S. (2004). Ecosystem effects of fishing in the Mediterranean: An analysis of the major threats of fishing gear and practices to biodiversity and marine habitats. In *Studies and Reviews*, General Fisheries Commission for the Mediterranean. No 74. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations.
90. Tumino, C., Silvestri, M., Ardizzone, G., & Pace, D. S. (2022). Bray-call sequences in the Mediterranean common bottlenose dolphin (*Tursiops truncatus*) acoustic repertoire. *Marine Mammal Science*, 38(3), 367–380, <https://doi.org/10.1111/mms.12985>
91. Tyack, P. L., & Sayigh, L. S. (1997). Vocal learning in cetaceans. *Social Influences on Vocal Development*.
92. Uplie, H. D., & Kuganandamurthy, L. (2021). Real-time object detection using YOLO: A review. *Academia.edu*, 1–6.
93. Vázquez, J. A. (2005). Distribución y uso de hábitat del delfín mular (*Tursiops truncatus*), calderón de aleta larga (*Globicephala melas*) y zifio común (*Ziphius cavirostris*) en aguas cercanas a la costa vasca. Gobierno Vasco.
94. Wang CY, Bochkovskiy A, Liao HY. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. In *proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition 2023* (pp. 7464-75). IEEE.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.02696>
95. Weideman H. J., Jablons, Z. M., Holmberg, J., Flynn, K., Calambokidis, J., Tyson, R. B., Allen, J. B., Wells, R. S., Hupman, K., Urian, K., & Stewart, C. V. (2017). Integral curvature representation and matching algorithms for identification of dolphins and whales. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) Workshops* (pp. 2745–2753). IEEE.
https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2017_workshops/papers/w41/Weideman_Integral_Curvature_Representation_ICCV_2017_paper.pdf



96. Willi, M., Pitman, R. T., Cardoso, A. W., Locke, C., Swanson, A., Boyer, A., et al. (2019). Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(1), 80–91. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13099>
97. Yilmaz, A., Javed, O., & Shah, M. (2006). Object tracking: A survey. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 38(4), 1-45. <https://doi.org/10.1145/1177352.1177355>
98. Zhang, L. (2024). Grounding DINO: Marrying DINO with Grounded Pre-Training for Open-Set Object Detection. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.05499>
99. Zollett, E. A., & Read, A. J. (2006). Depredation of catch by bottlenose dolphins (*Tursiops truncatus*) in the Florida king mackerel (*Scomberomorus cavalla*) troll fishery.