UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

MONOGRAFÍA

Algoritmo para clasificación de familias de corales y su blanqueamiento

---

Autores:
Carlos Stiven Hernández Tarazona
Brandon Camilo Sarmiento Ibagón

Director:
M. Sc. Wilson Ricardo López Sánchez

Co-Director:
PhD. Elvis Eduardo Gaona Garcia



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

Grupo de Investigación
GITUD
Ingeniería Electrónica

4 de noviembre de 2025

Índice general

1. Generalidades 1
   - 1.1. Problema 1
   - 1.2. Justificación 3
   - 1.3. Objetivos 5
     - 1.3.1. Objetivo general 5
     - 1.3.2. Objetivos específicos 5
   - 1.4. Alcances y limitaciones 5
     - 1.4.1. Alcances 5
     - 1.4.2. Limitaciones 6
2. Marco teórico 7
   - 2.1. Introducción al Ecosistema Coralino 7
     - 2.1.1. Importancia ecológica, económica y social de los arrecifes de coral 8
     - 2.1.2. Distribución global y estado de conservación 10
   - 2.2. Blanqueamiento de corales 10
     - 2.2.1. Causas principales 10
     - 2.2.2. Estado actual de amenaza global y regional 11
   - 2.3. Distribución coralina en Colombia 12
     - 2.3.1. Familias representativas seleccionadas 14
     - 2.3.2. Características morfológicas y distribución de familias coralinas en Colombia 14
   - 2.4. Fenómeno de pérdida de color en imágenes subacuáticas 21
     - 2.4.1. Física de la propagación de la luz en el medio acuático 21
     - 2.4.2. Absorción diferencial de longitudes de onda 23
     - 2.4.3. Dispersión y turbidez: efecto de las partículas en suspensión 25
     - 2.4.4. Efectos en la apariencia visual y en el análisis digital de las imágenes 26
     - 2.4.5. Espacios de color alternativos (RGB, HSV, YCrCb, Lab) y su relevancia en preprocesamiento 27
   - 2.5. Métodos de corrección y recuperación de color en imágenes subacuáticas 29
     - 2.5.1. Técnicas físicas: filtros ópticos e iluminación artificial 29
     - 2.5.2. Técnicas computacionales tradicionales: balance de blancos, ecualización, CLAHE, Retinex, etc. 30

2.5.3. Métricas objetivas de evaluación de la calidad en imágenes subacuáticas . . . 33
2.6. Deep Learning y Clasificación Jerárquica . . . 36
2.6.1. Redes Neuronales Convolucionales (CNN) . . . 36
2.6.2. Clasificación Jerárquica . . . 39
2.6.3. Métricas de Evaluación en Clasificación . . . 43
2.7. Segmentación de Corales en Imágenes Subacuáticas . . . 51
2.7.1. Importancia de la segmentación en el análisis de corales . . . 52
2.7.2. Enfoques clásicos de segmentación de imágenes . . . 52
2.7.3. Segmentación basada en aprendizaje profundo . . . 53
2.7.4. Integración de Grounding DINO y SAM para segmentar corales 55
2.7.5. Otros modelos relevantes de segmentación . . . 56
3. Estado del arte . . . 58
4. Metodología . . . 60
4.1. Revisión bibliográfica y fundamentación teórica . . . 60
4.2. Recolección y anotación de datos . . . 60
4.3. Desarrollo del algoritmo propuesto . . . 60
4.4. Integración del sistema completo . . . 61
4.5. Validación y documentación . . . 61
5. Desarrollo . . . 63
5.1. Recuperación de color . . . 63
5.1.1. Fundamentos y método . . . 63
5.1.2. Diagrama de flujo del algoritmo . . . 65
5.1.3. Resultados . . . 66
5.2. Segmentación de Corales . . . 72
5.2.1. Fundamentos y método . . . 73
5.2.2. Diagrama de flujo del algoritmo . . . 74
5.2.3. Resultados . . . 75
5.3. Clasificación jerárquica de familias de corales . . . 77
5.3.1. Resultados de entrenamiento . . . 82
5.3.2. Resultados de clasificación . . . 84
5.4. Detección de blanqueamiento y generación de mapa de severidad . . . 94
5.4.1. Fundamentos y método . . . 95
5.4.2. Diagrama de flujo del algoritmo . . . 96
5.4.3. Resultados . . . 99
5.5. Integración del sistema completo . . . 101
5.5.1. Flujo de trabajo de pruebas (por punto de inserción) . . . 102
5.5.2. Resultados . . . 102
5.5.3. Pipeline final adoptado y resultados . . . 104
6. Resultados y análisis . . . 106
6.1. Recuperación de color: estabilización cromática y mejora de contraste 106
6.2. Segmentación de corales: sensibilidad semántica y precisión geométrica 107

6.3. Blanqueamiento y mapa de severidad: porcentajes y coherencia lógica 109
6.4. Clasificación jerárquica 111
6.4.1. Contraste entre la evaluación teórica y los resultados reales por familia 111
6.5. Síntesis de hallazgos y conexión entre etapas 114
7. Conclusiones 118

Índice de figuras

1. Arrecifes de coral (fuente: coral.org) . . . 7
2. Diagrama conceptual de la importancia ecológica, económica y social de los arrecifes de coral (fuente propia). . . . 8
3. Ejemplos de corales blanqueados observados en Cheeca Rocks (NOAA, 2014) 11
4. Distribución coralina de Colombia según Allen Coral Atlas. Fuente: `https://allencoralatlas.org/atlas`. . . . 13
5. Ejemplos de corales de la familia **Acroporidae**. . . . 15
6. Ejemplos de corales de la familia **Agariciidae**. . . . 15
7. Ejemplos de corales de la familia **Merulinidae**. . . . 16
8. Ejemplar de *Millepora alcicornis* [1]. Imagen: iNaturalist Colombia. . . . 17
9. Colonia de *Mussa angulosa* [2]. Imagen: Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano. . . . 18
10. Ejemplar de *Pocillopora eydouxi* [3]. Imagen: Fishipedia. . . . 18
11. Colonia de *Porites astreoides* [4]. Imagen: iNaturalist Colombia. . . . 19
12. Ejemplo de absorbancia espectral según la ley de Beer–Lambert, mostrando cómo la absorción varía con la longitud de onda y concentración. . . . 22
13. Espectro visible para el ojo humano . . . 24
14. Esquema de absorción diferencial de la luz visible en función de la longitud de onda y la profundidad en el agua. Se observa la rápida desaparición de las longitudes de onda largas (colores cálidos) frente a la mayor penetración de la luz azul. Fuente: . . . 25
15. Ejemplo de descomposición de una imagen en los canales RGB y YCrCb, con espaciado ajustable. . . . 28
16. Arquitectura de AlexNet: 5 capas convolucionales con *ReLU*, normalización local (LRN) y *max-pooling*, seguidas de 3 capas totalmente conectadas y *softmax*. Adaptado de Krizhevsky et al. [5]. . . . 36
17. Bloque residual que facilita el entrenamiento profundo al permitir el flujo directo del gradiente [6]. . . . 37
18. Visualización de características en CNN . . . 38
19. Esquema básico de una CNN con bloques convolucionales, normalización, no linealidades y reducción espacial progresiva [7]. . . . 39
20. Esquema de rangos taxonómicos (Dominio → Especie). Adaptado de L. Pengo, *Wikimedia Commons*, licencia CC BY-SA 3.0. . . . 40

21. Ejemplo de jerarquía taxonómica objetivo (familia → género → especie) que el modelo debe respetar. 40
22. Distribución de la matriz de confusión binaria. La diagonal verde indica aciertos (TP, TN), mientras que las celdas rojas representan errores de clasificación (FP, FN). Los totales por fila y columna sirven como base para calcular métricas como precisión, recall y F_1. 44
23. Curvas ROC comparativas. Líneas y marcadores diferenciados (apto para impresión en escala de grises). 46
24. Ejemplo de *Exactitud por nivel* (valores ilustrativos). Muestra cómo suele ser más fácil acertar niveles altos (familia) que niveles finos (especie). 48
25. Ejemplos de *Exactitud de ruta* (*Full-Path Accuracy*). Sólo cuenta como acierto cuando coincide *familia, género y especie* simultáneamente. 49
26. Resumen gráfico de la metodología experimental y cuantitativa aplicada. . . 62
27. Carta de colores empleada como referencia de normalización en superficie. . 64
28. Flujo del algoritmo de recuperación de color. 65
29. Comparativas antes/después de la etapa de recuperación de color. Izquierda: imagen *original*; derecha: imagen *recuperada*. 66
30. Tendencia global del canal $\overline{R}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255]. 68
31. Tendencia global del canal $\overline{G}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255]. 69
32. Tendencia global del canal $\overline{B}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255]. 69
33. Tendencia global del canal $\overline{Y}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255]. 70
34. Tendencia global del canal $\overline{Cr}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Se observa la convergencia hacia el valor neutro ≈ 128. 70
35. Tendencia global del canal $\overline{Cb}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Se aprecia igualmente la estabilización hacia el valor neutro del espacio YCrCb. 71
36. Diagrama de flujo de la etapa de segmentación. 74
37. Ejemplo de *Segmentación múltiple*: identificación de varios corales en una sola imagen con fallo tipico de identificación. 75
38. Comparativas antes/después de la etapa de segmentación. Izquierda: imagen *original después de recuperación de color con recuadro de identificación de coral*; derecha: imagen *segmentada*. 76
39. Ejemplo de *Segmentación múltiple*: identificación de varios corales en una sola imagen. 77
40. Arquitectura conceptual del sistema de clasificación jerárquica mostrando el flujo de datos desde la entrada hasta las predicciones finales, incluyendo el proceso de mapeo taxonómico para garantizar consistencia jerárquica. 79

41. Diagrama de flujo del proceso de inferencia jerárquica. 80
42. Evolución de *accuracy* por nivel durante entrenamiento. Convergencia coordinada entre niveles. 82
43. Pérdida en entrenamiento y validación. Estabilidad sin sobreajuste. 83
44. Tiempo de entrenamiento por época. 83
45. Programación de tasa de aprendizaje (CosineAnnealingLR). 84
46. Matriz de confusión — Especies. Predomina la diagonal (aciertos). 85
47. Matriz de confusión — Géneros. Errores esporádicos. 86
48. Matriz de confusión — Familias. Clasificación perfecta. 86
49. t-SNE de *embeddings*: agrupamientos compactos y separables. 87
50. Curvas ROC y PR: valores cercanos a 1 en todas las clases y niveles. 88
51. Caso 1: imagen sin recuperar ni recortar (predicciones superpuestas). 89
52. Caso 2: imagen recortada sin recuperación de color. 90
53. Caso 3: imagen recuperada sin recorte. 91
54. Caso 4: imagen recuperada y recortada. 92
55. Flujo del algoritmo de detección de blanqueamiento y generación de mapa de severidad. 98
56. Resultados de la etapa de evaluación de blanqueamiento y generación del mapa de severidad. En cada fila: izquierda, imagen original; centro, máscara binaria de blanqueamiento; derecha, mapa de severidad normalizado. 99
57. Diagrama de **pruebas por punto de inserción** con los *mismos algoritmos*. Se comparan rendimiento y errores al ubicar la clasificación antes/después de recuperación/segmentación, y la evaluación de blanqueamiento antes vs. después de segmentar. 102

Índice de cuadros

1. Conservación de corales por familia y amenazas principales en Colombia . . 20
2. Colores reflejados y visibles para el ojo humano de acuerdo con la longitud de onda y el color absorbido. 24
3. Resumen conceptual de arquitecturas representativas en clasificación visual. . 37
4. Medias de canales (RGB y YCrCb) antes/después en una muestra representativa. 67
5. Resumen estadístico por canal antes/después. RVR: reducción relativa de σ. La última columna reporta $|\mu - \mu_{\text{ref}}|$ *después* de la corrección (en RGB no aplica). 68
6. Resumen de métricas UIQM y componentes (media $\pm$ desviación) en $N = 105$ pares. Δ = Recuperada $-$ Original; $\%\Delta = 100 \cdot \Delta/\text{Original}$. 72
7. Distribución de imágenes por especie (CV a nivel especies $\approx 0{,}056$). 81
8. Distribución de imágenes por género de corales en el dataset jerárquico . . . 81
9. Distribución de imágenes por familia (CV a nivel familias $\approx 0{,}410$). 82
10. Resultados cuantitativos globales (prueba). 84
11. Predicciones jerárquicas — Caso 1 (sin recuperar/recortar). 89
12. Predicciones jerárquicas — Caso 2 (recortada sin recuperar). 90
13. Predicciones jerárquicas — Caso 3 (recuperada sin recorte). 91
14. Predicciones jerárquicas — Caso 4 (recuperada y recortada). 92
15. Número de imágenes por familia y condición (N). 93
16. Exactitud por familia y nivel en cada condición. 93
17. Macro-promedios de exactitud por condición y nivel. 93
18. Muestra de 30 casos con P_b y P_r. Umbral de riesgo fijo $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$. 100
19. Análisis comparativo por familias (umbrales: $P_b > 70\,\%$ y $P_r > 60\,\%$, con $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$). 101
20. Ubicación de la *clasificación* (mismo modelo ResNet-50 multicabeza). 103
21. Ubicación de la *evaluación de blanqueamiento* (misma señal Y en YCrCb). 103
22. Rendimiento del **pipeline final** por etapa y global. 104
23. Comparación entre métricas *teóricas* (validación estratificada del dataset curado) y *reales* (macro-promedios en campo por familia y nivel). Los promedios de campo excluyen filas/valores *N/A*. 112
24. Accuracy a nivel *especie* por familia y condición en campo. 112

1. Generalidades

1.1. Problema

Los arrecifes de coral son uno de los ecosistemas más biodiversos y productivos del planeta, ya que desempeñan un papel fundamental en la salud de los océanos, así mismo, representan beneficios económicos, sociales y ambientales significativos en los países donde se encuentran [8]. Estos ecosistemas, proporcionan bienes y servicios valorados en aproximadamente 9.9 billones de dólares al año, incluyendo la protección costera de la erosión y las tormentas, la pesca, y el turismo [9], aspectos que son fundamentales para la economía y la seguridad alimentaria de las comunidades costeras en más de 100 países [10]. Sin embargo, estos ecosistemas están bajo amenaza debido a factores causados en gran medida por el ser humano, como el cambio climático, la contaminación y las actividades humanas destructivas como la pesca con explosivos o cianuro, minería subterránea y el turismo no regulado [11].

En ese orden de ideas, uno de los países con presencia de estos ecosistema es Colombia, el cual a la fecha cuenta con aproximadamente 2800 km^2 distribuidos entre el Caribe y el Pacífico, donde se encuentran 369 especies de corales y 22 formaciones arrecifales [12]. Estas áreas son esenciales para la biodiversidad marina del país y están mayoritariamente protegidas bajo alguna figura de conservación, como la Reserva de la Biosfera Seaflower, designada por la UNESCO [13].

Sin embargo, debido a condiciones de estrés como el aumento de la temperatura del agua, fenómeno que se ha intensificado principalmente debido al cambio climático y al fenómeno de El Niño, los arrecifes han experimentado eventos significativos de blanqueamiento. Ejemplo de ello es el archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina, donde se registró un aumento sostenido en la temperatura superficial del mar que superó los 30°C a 14 m de profundidad durante 2023 por más de 4 meses consecutivos [14]. Así mismo, un informe del Ministerio de Ambiente de Colombia señala que entre el 70 % y el 80 % de los arrecifes coralinos del país han presentado blanqueamiento, afectando principalmente los ecosistemas del Caribe [15].

En consecuencia y con la finalidad de contrarrestar este problema el país ha implementado el programa "Un Millón de Corales por Colombia", el cual busca restaurar y conservar los arrecifes coralinos a través de la siembra de fragmentos de coral y la creación de guarderías de coral en diversas áreas del Caribe y el Pacífico [16]. Y si bien las áreas de San Andrés, Providencia y Santa Catalina son las mas beneficiadas debido a que el 60 % de los corales están ubicados en dichas zonas y que gracias a la concentración de los esfuerzos se logró hacia finales de 2021 la siembra de mas de 7.500 fragmentos de coral en guarderías, el proceso ha requerido una inversión de aproximadamente $9.000 millones de pesos entre 2021 y 2022 [17]. Aunque es cierto que, la financiación proviene de una combinación de recursos públicos y privados, la restauración de corales implica métodos que requieren equipos especializados y materiales como bioplásticos y pegamentos resistentes al agua salada [16]. Además, se necesita una labor intensa de buzos y voluntarios que trabajan en las profundidades marinas

y las condiciones ambientales adversas, junto a la logística de trabajar en áreas remotas y la necesidad de involucrar a las comunidades locales como pescadores complican el desarrollo adecuado del proceso [18].

No obstante, para mejorar el monitoreo y la conservación de los arrecifes de coral, es fundamental la evolución de los procesos y la implementación de herramientas tecnológicas avanzadas como la visión por computadora y el aprendizaje automático, ya que, estas herramientas permiten el análisis rápido y eficiente de grandes volúmenes de datos, superando las limitaciones inherentes a los métodos tradicionales, que aunque esenciales, consumen mucho tiempo, requieren mucha mano de obra y, a menudo, están limitados en escala [19]. Así mismo, es importante mencionar que algunos estudios han resaltado que este tipo de monitoreo además de ser laborioso, presenta inversiones iniciales y costos operativos altos, aspecto que limita la aplicabilidad a largo plazo, haciendo necesario el cambio hacia nuevas tendencias tecnologías en busca de soluciones más económicas y rentables [20], [21]. De igual modo, Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), como el modelo mRES-uNet, han mostrado desempeños adecuados en la clasificación y segmentación de imágenes de arrecifes facilitando la identificación de corales blanqueados y no blanqueados con alta precisión [21] , esto implica que el diseño o uso de modelos similares puede ayudar a los gobiernos y entidades encargadas a detectar cambios en el ecosistema rápidamente, lo que a su vez permite responder de forma adecuada a problemas como el blanqueamiento y las enfermedades y así poder implementar estrategias de restauración efectivas. En consecuencia es pertinente preguntar: **¿Cómo se pueden integrar los avances en visión computacional y algoritmos de mejora de imagen para desarrollar herramientas que puedan identificar y alertar cambios críticos en el estado de salud de los corales?**

1.2. Justificación

El blanqueamiento de corales es uno de los mayores desafíos ambientales que enfrentan los ecosistemas marinos hoy en día. Este fenómeno, causado por el estrés térmico y otros factores ambientales, y como explica la Organización Coral Reef Alliance, se produce cuando los corales expulsan ciertas algas simbióticas que viven en sus tejidos debido al estrés ambiental causado por factores como el aumento de la temperatura del agua [22]. Esta pérdida de algas deja a los corales blanqueados y, si el estrés persiste, puede resultar en la muerte del coral [23] afectando negativamente la biodiversidad y la salud de los arrecifes de coral.

Así mismo, según la EPA los arrecifes de coral son vitales no solo para la biodiversidad marina, proporcionando hábitats enteros para una gran variedad de especies [24], sino también para la protección de las costas y la economía de numerosas comunidades que dependen de ellos [25]. Haciendo que la conservación de los corales sea esencial para mantener la salud de los océanos y proteger las costas, previniendo la erosión y las tormentas [26].

En consecuencia, la identificación y monitoreo del blanqueamiento de corales es crucial para implementar estrategias de conservación efectivas, especialmente en un contexto de cambio climático que intensifica este problema debido al aumento de las temperaturas del océano como subraya National Geographic [27], asimismo, la ONU también destaca la necesidad urgente de actuar para salvar los arrecifes de coral antes de que sea demasiado tarde [28].

En este sentido, en la actualidad existen diferentes métodos que utilizan redes neuronales para identificar el nivel de blanqueamiento de los corales, los cuales proporcionan una base sólida para el análisis de este problema. Sin embargo, aún es necesario ampliar este enfoque para incluir la identificación de diferentes familias de corales. Esta identificación es esencial para comprender la diversidad y distribución de los corales, así como para entender cómo diferentes familias pueden tener distintas tolerancias al estrés térmico y otros factores ambientales [23].

Por ende, este proyecto representa un avance innovador en el monitoreo de corales, ya que se propone el diseño de una red neuronal capaz de identificar algunas familias de corales y evaluar el nivel de blanqueamiento de las mismas. Aspecto que no solo permite contribuir al avance del conocimiento en biología marina y técnicas de inteligencia artificial, sino que también proporciona una herramienta valiosa para el monitoreo y la conservación de los arrecifes de coral a nivel mundial, con el potencial de generar impactos positivos a largo plazo en la salud de los océanos.

La adopción e integración de técnicas avanzadas, como las redes neuronales, tienen el potencial de mejorar sustancialmente los esfuerzos actuales de conservación y reducir los costos asociados con el monitoreo de los arrecifes, incluyendo el transporte a sitio de los buzos, el equipo de buceo, y el tiempo del personal [22]. El desarrollo de una red neuronal con estas capacidades permitirá un monitoreo más preciso y continuo de la salud de los corales, facilitando la detección temprana del blanqueamiento lo que conlleva a una implementación

de medidas de conservación más efectivas. Esto no solo superaría las metodologías actuales, como las detalladas en la guía completa sobre el blanqueamiento de corales de la Organización Coral Reef Alliance, sino que también optimizaría los recursos destinados a la conservación de los arrecifes [22]. Además, la metodología desarrollada podría adaptarse a otros contextos de investigación ambiental, demostrando la versatilidad y el impacto potencial de la inteligencia artificial en la biología marina y la conservación de los océanos.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

- Desarrollar un algoritmo que aplique técnicas de mejora de calidad de imágenes subacuáticas a través de procesos de recuperación de color y visión computacional para clasificar algunas familias específicas de corales y evaluar el blanqueamiento coralino.

1.3.2. Objetivos específicos

- Integrar los algoritmos existentes para la recuperación de color y evaluación del nivel de blanqueamiento.
- Desarrollar un algoritmo que se especialice en la clasificación automática de diferentes familias de corales a partir de imágenes subacuáticas.
- Implementar un algoritmo que permita la mejora del color, la clasificación de familias de corales y la evaluación del blanqueamiento.
- Validar la implementación del algoritmo en condiciones reales utilizando imágenes capturadas en diversos entornos y bajo diferentes condiciones de iluminación.

1.4. Alcances y limitaciones

1.4.1. Alcances

El proyecto se centra en crear un algoritmo que permita clasificar algunas de las familias de corales más reconocidas en todo el territorio colombiano, por lo tanto, para la clasificación adecuada se realizará una revisión bibliográfica detallada para identificar cuáles son las familias más adecuadas para ser clasificadas mediante una red neuronal convolucional, esta selección se logrará considerando las diferencias físicas más pronunciadas entre las familias identificadas. Así mismo, dicho algoritmo permitirá la integración de la técnica de mejora de calidad de imágenes subacuáticas propuesta en el proyecto de grado Titulado "Estudio de modelos para la recuperación de color en fotografías subacuáticas" [29] y visión computacional orientada en la evaluación del estado de salud propuesta en el proyecto de grado Titulado "Análisis del blanqueamiento coralino en fotografías subacuáticas con redes neuronales artificiales" [30]. Creando así un algoritmo final que no solo mejorará la calidad visual de las imágenes, sino que también facilitará la clasificación de familias específicas de corales y la evaluación del blanqueamiento coralino. Este algoritmo incluirá un flujo de trabajo automatizado que abarcará la detección, segmentación, mejora de color y clasificación de corales en imágenes subacuáticas. Así mismo, se integrará un módulo para cuantificar el blanqueamiento coralino utilizando técnicas de análisis de color.

Finalmente, se lleva a cabo la validación del algoritmo; para ello se evaluará la precisión y robustez del sistema en la clasificación de corales y cuantificación del blanqueamiento

desarrollado en condiciones de campo, utilizando imágenes capturadas en diversos entornos y bajo diferentes condiciones de iluminación. Aspecto que garantizará que el algoritmo sea robusto y aplicable en situaciones del mundo real, evaluando su efectividad en situaciones diversas y variables.

Por otra parte, se documentará detalladamente el proceso de desarrollo del algoritmo y los resultados obtenidos, para ello se creará un banco de imágenes subacuáticas etiquetadas, que incluirá diversos tipos de corales y diferentes niveles de blanqueamiento, así como la identificación de posibles mejoras y ajustes necesarios en el algoritmo para su uso en futuras implementaciones.

1.4.2. Limitaciones

A pesar de los esfuerzos por abordar todos los aspectos relevantes, existen ciertas limitaciones inherentes al alcance del proyecto. Una de las principales limitaciones es la disponibilidad de imágenes subacuáticas de alta calidad y correctamente etiquetadas, lo cual puede afectar la diversidad del conjunto de datos utilizado para entrenar y validar los modelos, afectando así la precisión y efectividad del algoritmo ya que estos aspectos dependen en gran medida de la calidad y diversidad de las imágenes subacuáticas disponibles para el entrenamiento de la red neuronal.

Dado que las técnicas de mejora de imágenes no son igualmente efectivas en todas las situaciones, particularmente en aguas turbias o de baja visibilidad, los desafíos dadas las condiciones de iluminación subacuática se complican aún más. Además, debido a la notable similitud entre muchas especies de corales, la clasificación automática se enfrenta a obstáculos significativos, ya que las semejanzas visuales entre especies restringen su selección a aquellas con diferencias estructurales más pronunciadas, aspecto que por consiguiente aumenta el riesgo de etiquetado incorrecto en especies similares. Por consiguiente, cualquier variación de cualquier tipo en estas condiciones puede comprometer la exactitud de los modelos de recuperación de color, segmentación de corales y precisión global del algoritmo de identificación y clasificación, por lo tanto, no garantizaremos precisiones de clasificación superiores al 80 %.

Por otro lado, al considerar la complejidad computacional, el procesamiento de imágenes subacuáticas y la implementación de modelos de redes neuronales convolucionales requieren recursos significativos ocasionando que la disponibilidad y capacidad de hardware implementado pueda limitar tanto la escala como la rapidez del procesamiento. En cuanto a las limitaciones técnicas la implementación de técnicas avanzadas de visión computacional y aprendizaje profundo puede estar restringida por las herramientas y tecnologías disponibles, y si bien existen herramientas en Python como TensorFlow, Keras y Scikit-learn, la integración de múltiples técnicas en un solo algoritmo puede presentar desafíos en términos de compatibilidad y optimización.

2. Marco teórico

2.1. Introducción al Ecosistema Coralino

Los arrecifes de coral hacen parte de uno de los ecosistemas más diversos y productivos del planeta [31, 32]. En la Figura 1 se observa una representación típica de un ecosistema coralino, donde se aprecian diversas colonias de coral, peces tropicales y buzos realizando actividades de turismo ecológico. Esta imagen ilustra la gran biodiversidad y la interacción entre los organismos marinos y el ser humano, reflejando el valor ecológico, económico y recreativo de estos ecosistemas.. Están formados principalmente por corales pétreos (orden Scleractinia), animales coloniales que, a lo largo de décadas o siglos, secretan carbonato de calcio para construir complejas estructuras tridimensionales [33]. Estos organismos sésiles viven en colonias compuestas por numerosos pólipos, cada uno de los cuales segrega un esqueleto de aragonita (una forma cristalina del carbonato de calcio) [33, 34]. La acumulación de estos esqueletos, unida a la acción de otros organismos calcificadores que actúan como "cemento biológico", da origen a formaciones masivas conocidas como "rocas vivas", capaces de alcanzar grandes dimensiones [34, 35]. La diversidad morfológica de los arrecifes responde a factores como la batimetría, la dinámica de corrientes marinas y la historia geológica de la región, dando lugar a distintos tipos de formaciones, entre ellas arrecifes de franja (costeros), arrecifes de barrera y atolones [34, 36].



FIGURA 1: Arrecifes de coral tomados de https://coral.org/es/blog/la-diversa-vida-silvestre-de-los-ecosistemas-de-arrecifes-de-coral.

2.1.1. Importancia ecológica, económica y social de los arrecifes de coral

En la Figura 2 se presenta un diagrama conceptual que sintetiza la importancia ecológica, económica y social de los arrecifes de coral. Este esquema permite visualizar cómo estos ecosistemas, además de su enorme biodiversidad, generan beneficios directos para las comunidades humanas mediante la provisión de recursos, la estabilidad costera y el fortalecimiento del tejido sociocultural.

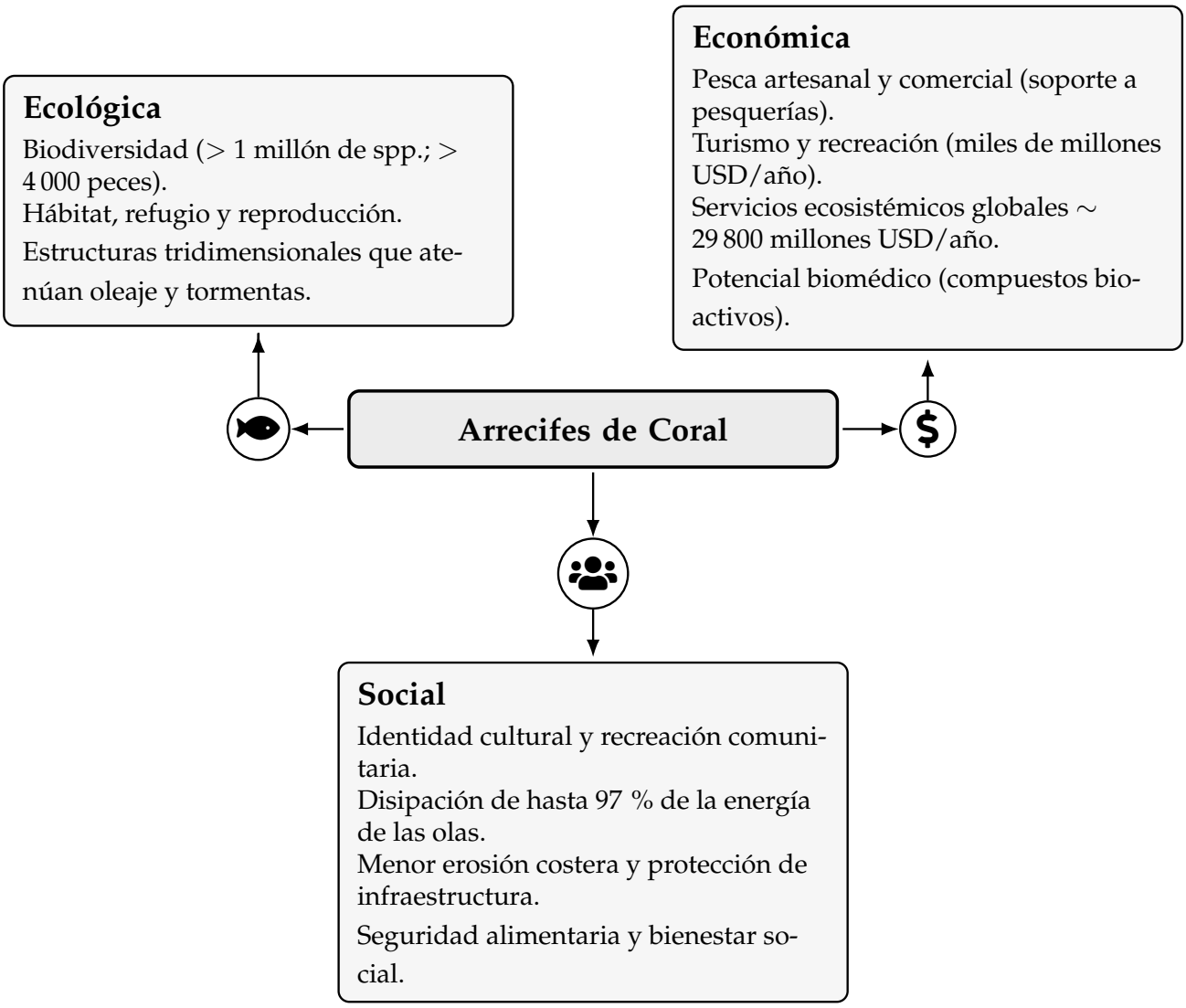


FIGURA 2: Diagrama conceptual de la importancia ecológica, económica y social de los arrecifes de coral (fuente propia).

al abordar una perspectiva ecológica, los arrecifes de coral constituyen uno de los ecosistemas marinos más biodiversos del planeta. Ya que proporcionan hábitat, alimentación,

áreas de reproducción y refugio a más de un millón de especies marinas, incluidas más de 4.000 especies de peces[37]. Tal diversidad biológica sustenta complejas cadenas tróficas y favorece la formación de estructuras tridimensionales que, además de su valor ecológico intrínseco, cumplen un papel crucial como barreras naturales que atenúan el impacto del oleaje y las tormentas[37]. Un ejemplo representativo de la interdependencia biológica en estos ecosistemas es la simbiosis entre los corales hermatípicos y microalgas fotosintéticas del género Symbiodinium (zooxantelas). Estas algas residen en los tejidos del coral y, mediante la fotosíntesis, suministran una parte sustancial de los nutrientes y la energía requeridos para su crecimiento, además de otorgarles su coloración característica[38]. A cambio, estas obtienen refugio y compuestos orgánicos derivados del metabolismo del pólipo. Esta convivencia es crucial para el éxito adaptativo de los corales en aguas tropicales oligotróficas (pobres en nutrientes), ya que, en ausencia de dicha relación, el crecimiento de los pólipos sería significativamente más lento, imposibilitando la formación de arrecifes extensos.

En cuanto a su relevancia económica, los arrecifes de coral constituyen una fuente esencial de recursos y empleo. La pesca artesanal y comercial, de la que dependen millones de personas en comunidades costeras, encuentra en estos ecosistemas un eslabón crítico; en Estados Unidos, por ejemplo, aproximadamente la mitad de las pesquerías gestionadas dependen de los arrecifes durante alguna fase de su ciclo de vida[39]. De igual forma, el turismo y las actividades recreativas asociadas a los arrecifes aportan miles de millones de dólares anuales a las economías locales[39]. A nivel global, se estima que el valor de los servicios ecosistémicos generados por estos ecosistemas supera los 29.800 millones de dólares anuales[37]. Además, diversas especies arrecifales son objeto de investigación para el aislamiento de compuestos bioactivos con aplicaciones potenciales en el desarrollo de fármacos contra el cáncer y otras enfermedades[37].

Finalmente, en el ámbito social, los arrecifes representan un importante elemento de identidad cultural y recreativa para numerosas comunidades costeras. Su capacidad para disipar hasta el 97 % de la energía del oleaje contribuye significativamente a la reducción de la erosión costera, la protección de infraestructuras y la salvaguarda de vidas humanas[37]. Por lo que su degradación constituye una amenaza directa para la seguridad alimentaria, la estabilidad económica y el bienestar social de millones de personas a nivel mundial[40].

Desde la perspectiva ecológica, los arrecifes de coral constituyen uno de los ecosistemas marinos más biodiversos del planeta. Estos proporcionan hábitat, alimentación, áreas de reproducción y refugio a más de un millón de especies marinas, incluidas más de 4 000 especies de peces [37]. Tal diversidad biológica sustenta complejas cadenas tróficas y favorece la formación de estructuras tridimensionales que, además de su valor ecológico intrínseco, cumplen un papel crucial como barreras naturales que atenúan el impacto del oleaje y las tormentas [37].

2.1.2. Distribución global y estado de conservación

Las formaciones arrecifales de aguas cálidas se concentran en la franja tropical comprendida entre 30° N y 30° S, donde la temperatura del agua supera los 18 °C y la claridad permite la fotosíntesis [41]. En estas latitudes prosperan tres tipos principales de arrecifes: franja costera, barrera y atolón. Aunque los corales también existen en aguas frías y profundas, las especies constructoras de arrecifes son mayoritariamente tropicales [41]. A nivel mundial, los arrecifes cubren aproximadamente 300 000 km² y se distribuyen en los océanos Pacífico, Índico y Atlántico [41].

No obstante, estos ecosistemas se encuentran en rápido declive. El aumento de la temperatura del mar, la acidificación, la contaminación y la sobrepesca han provocado pérdidas estimadas de más del 50 % de su capacidad para proporcionar servicios ecosistémicos [42]. Con un calentamiento global de +1,5 °C, entre el 70 % y el 90 % de los arrecifes podrían desaparecer hacia 2050; con un aumento de +2 °C, la pérdida sería prácticamente total [40]. Debido a esta situación, muchas especies de coral figuran en la Lista Roja de la UICN y están protegidas por CITES [43, 44].

2.2. Blanqueamiento de corales

El blanqueamiento de corales es un proceso de estrés fisiológico en el que los corales expulsan o pierden la mayor parte de sus microalgas simbióticas del género *Symbiodinium* (zooxantelas), o bien estas reducen drásticamente su densidad o actividad fotosintética [45]. Dado que estas algas proporcionan al coral la mayor parte de la energía que requiere para su supervivencia, así como su coloración característica, su pérdida provoca que los tejidos del pólipo se tornen translúcidos, dejando visible el esqueleto de carbonato de calcio de color blanco. Si el estrés que desencadena el blanqueamiento persiste, los corales no logran recolonizarse de zooxantelas y finalmente mueren.

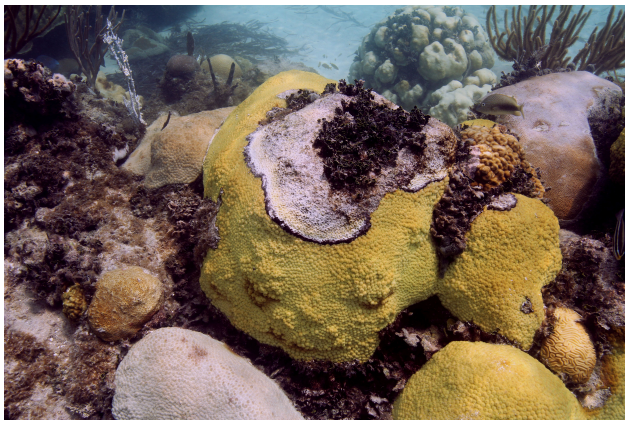
En la Figura 3 se muestran dos ejemplos de corales blanqueados observados en Cheeca Rocks, en los Cayos de Florida, cerca de Islamorada. Las imágenes, tomadas el 17 de septiembre de 2014 por la NOAA, ilustran el cambio de coloración y la pérdida de vitalidad característica del proceso de blanqueamiento. En la Figura 3b se observa un coral con blanqueamiento parcial, donde aún persisten zonas con pigmentación asociadas a la presencia residual de zooxantelas; mientras que en la Figura 3a se aprecia un coral con blanqueamiento avanzado y signos de enfermedad asociados a la prolongada exposición al estrés térmico.

2.2.1. Causas principales

Estrés térmico: La causa más común de blanqueamiento es el aumento de la temperatura del mar. Un incremento de apenas $+1\,^{\circ}\mathrm{C}$ por encima de la media estacional durante varias semanas puede desencadenar el proceso [45]. Eventos como *El Niño* y olas de calor marinas prolongadas han ocasionado episodios masivos de blanqueamiento. En 2005, por ejemplo,



(A) Coral con blanqueamiento parcial.



(B) Coral con blanqueamiento avanzado.

FIGURA 3: Ejemplos de corales blanqueados observados en Cheeca Rocks (Cayos de Florida, cerca de Islamorada). Imágenes tomadas el 17 de septiembre de 2014. Crédito de las fotografías: NOAA (https://www.aoml.noaa.gov/es/coral-bleaching-cheeca-rocks).

aproximadamente la mitad de los arrecifes del Caribe estadounidense se perdió debido a un calentamiento sin precedentes [45].

Radiación y mareas extremas: La exposición excesiva a la luz solar, especialmente en aguas muy claras, induce estrés oxidativo en los corales [45]. Mareas extremadamente bajas pueden dejarlos expuestos al aire libre, causando deshidratación y blanqueamiento [45]. A la inversa, temperaturas inusualmente frías han provocado eventos de blanqueamiento en Florida [45].

Contaminación y escorrentía: El aporte de nutrientes y contaminantes a través de la escorrentía disminuye la salinidad y transporta sedimentos y sustancias tóxicas que alteran el equilibrio coral–alga [42]. El exceso de nutrientes fomenta la proliferación de macroalgas y microorganismos que compiten con el coral y pueden inducir blanqueamiento [42]. Sustancias como herbicidas, pesticidas y filtros UV afectan directamente a las zooxantelas [42].

Acidificación del océano: La absorción de dióxido de carbono (CO_2) por el océano reduce el pH y la disponibilidad de carbonato de calcio, dificultando la calcificación de los corales [46]. Este fenómeno, sumado al calentamiento, aumenta la frecuencia del blanqueamiento y debilita las estructuras esqueléticas.

Otros factores: Cambios bruscos de salinidad (descargas de agua dulce), enfermedades, contaminación química y sobreexposición a radiación ultravioleta también han sido identificados como detonantes de blanqueamiento [45].

2.2.2. Estado actual de amenaza global y regional

A escala global, el mundo experimentó su cuarto evento masivo de blanqueamiento entre febrero de 2023 y abril de 2024, afectando simultáneamente los océanos Atlántico, Pacífico

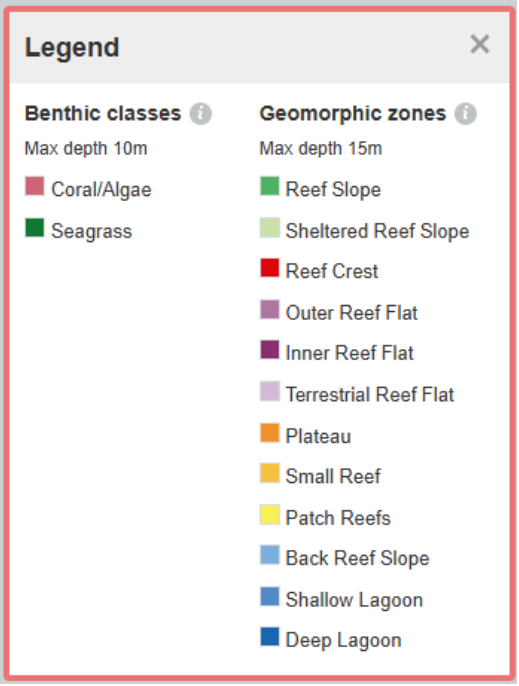
e Índico [40]. Más del 80 % de las áreas de arrecifes registraron niveles de estrés térmico capaces de provocar blanqueamiento, con reportes confirmados en al menos 74 países y territorios [40]. El prolongado calentamiento causó la mortalidad de corales y el colapso de comunidades enteras, como ocurrió en Florida, el Caribe, el Pacífico oriental y el Indopacífico [40]. La NOAA advierte que la frecuencia e intensidad de estos eventos aumentará a medida que se intensifique el calentamiento global [40].

En el contexto regional, expediciones de la ONG *Corales de Paz* entre julio y septiembre de 2023 documentaron blanqueamiento en el 25 % de las colonias de coral duro en Rincón del Mar, 28,5 % en Punta Venado y más del 40 % en Varadero [47]. En el Golfo de Morrosquillo, la temperatura del agua alcanzó aproximadamente 31 °C durante 12 semanas, con alertas de blanqueamiento de nivel 2 [47]. El fenómeno impactó tanto el Caribe como el Pacífico colombiano, motivando medidas de emergencia como la reubicación de viveros de coral y la instalación de estructuras para sombreado. La pérdida de zooxantelas compromete la supervivencia de los corales, y su muerte implica la desaparición de hábitats críticos, con consecuencias directas sobre la biodiversidad y los medios de vida de las comunidades costeras [47].

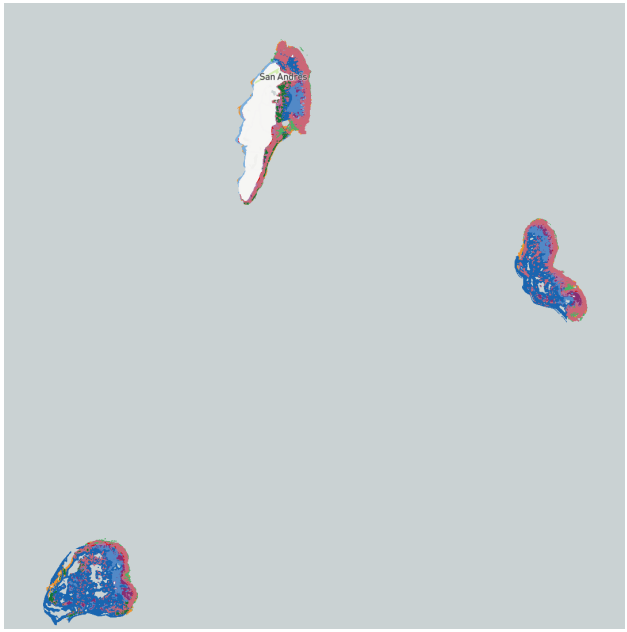
2.3. Distribución coralina en Colombia

En el Caribe colombiano se concentra más del 75 % de la cobertura coralina nacional, con una extensión estimada de 2,860–2,900 km^2 [48, 49]. El archipiélago oceánico de San Andrés, Providencia y Santa Catalina (Reserva de Biósfera Seaflower) alberga cerca del 77 % de las áreas coralinas someras del país [50], incluyendo la tercera barrera arrecifal más grande del mundo. En la costa continental, destacan los Parques Nacionales Corales del Rosario y San Bernardo, Tayrona, Varadero (Bahía de Cartagena) y el Golfo de Morrosquillo como zonas de alta concentración de arrecifes, por otro lado en el Pacífico colombiano, la cobertura arrecifal es mucho menor, con apenas $\sim$15 km^2 ($<$10 % del total nacional) [48, 51]. Los arrecifes más desarrollados se ubican alrededor de la isla Gorgona y en el Santuario de Fauna y Flora Malpelo, además de formaciones coralinas aisladas en la Ensenada de Utría y otros enclaves rocosos costeros. La Figura 4 sintetiza la distribución coralina en Colombia a partir del Allen Coral Atlas y permite relacionar de forma visual los principales núcleos arrecifales descritos. En a se muestra la leyenda empleada; en b se aprecia la alta concentración de arrecifes en el archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina; mientras que c y d ilustran la presencia de formaciones coralinas en la costa continental del Caribe (Cartagena, Santa Marta y alrededores). Esta información visual complementa la descripción regional y facilita la interpretación espacial de la cobertura coralina nacional.

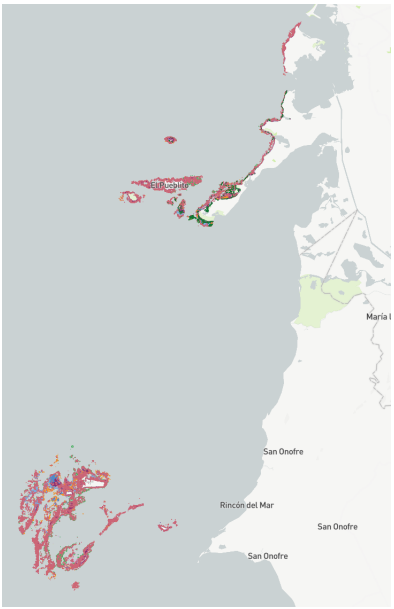
En términos históricos, Colombia ha enfrentado varios eventos de blanqueamiento masivo que han afectado significativamente la cobertura coralina. Los eventos de 1998, 2005 y 2010 provocaron pérdidas notables, siendo el de 2005 el más severo registrado en el Caribe, afectando a más del 80 % de las colonias y generando mortalidad considerable posterior [52, 53]. Más recientemente, la ola cálida de 2023–2024 fue reconocida como el cuarto evento



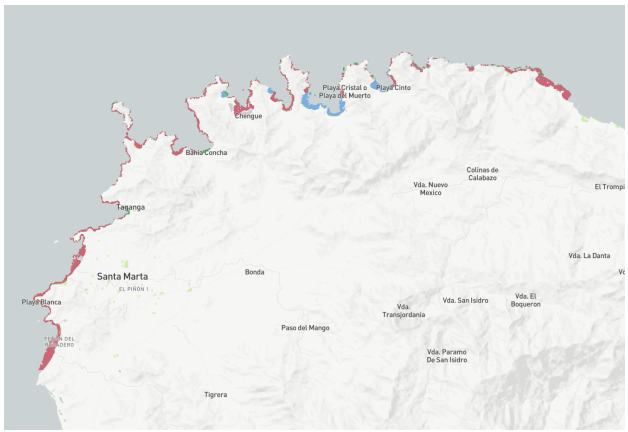
(A) Legenda usada para la identificación del coral.



(B) Identificación de Corales en San Andrés y cercanías.



(C) Identificación de Corales en Cartagena y cercanías.



(D) Identificación de Corales en Santa Marta y cercanías.

FIGURA 4: Distribución coralina de Colombia según Allen Coral Atlas. Fuente: https://allencoralatlas.org/atlas.

global de blanqueamiento y afectó arrecifes tanto en el Caribe como en el Pacífico colombiano [54, 55].

2.3.1. Familias representativas seleccionadas

Las siete familias seleccionadas — Acroporidae, Agariciidae, Merulinidae, Milleporidae, Mussidae, Pocilloporidae y Poritidae — representan los grupos más abundantes y estructuralmente importantes en los arrecifes tanto del Caribe como del Pacífico colombiano. En conjunto, estas familias constituyen entre el 80 % y el 90 % de la cobertura coralina viva del país [48, 56].

En el Caribe colombiano, la distribución porcentual estimada es la siguiente: Poritidae (25–30 %), Agariciidae (15–20 %), Merulinidae (15–18 %), Acroporidae (10–12 %), Milleporidae (8–10 %) y Mussidae (5–8 %). En el Pacífico, la cobertura está dominada por Pocilloporidae (60–70 %), seguida por Poritidae (10–15 %) y Agariciidae (8–12 %) [57, 58].

Los criterios de selección son los siguientes:

- **Cobertura predominante:** su distribución y abundancia las convierten en las familias más representativas a nivel nacional.
- **Roles ecológicos diferenciados:** aportan morfologías y estrategias de vida distintas que determinan la estructura y funcionalidad del arrecife.
- **Indicadores de vulnerabilidad:** su variada respuesta frente a perturbaciones térmicas y enfermedades permite utilizarlas como bioindicadores para el monitoreo de la salud arrecifal.

2.3.2. Características morfológicas y distribución de familias coralinas en Colombia

A continuación, se describen las siete familias coralinas seleccionadas, combinando una descripción técnica con términos coloquiales para facilitar su comprensión, e indicando su distribución geográfica en el territorio colombiano.

1. **Acroporidae**: Corales de crecimiento muy rápido que forman colonias ramificadas semejantes a "bosques submarinos", con ramas largas y delgadas que se expanden en varias direcciones. Los pólipos son diminutos y poco visibles, y sus colores van desde tonos claros a marrones con puntas blancas. Estas estructuras son frágiles pero crean hábitats complejos para peces y crustáceos. En Colombia sólo se distribuyen en el Caribe (Rosario, San Andrés y Providencia) [59, 60].

   En la Figura 5 se muestran dos especies representativas de esta familia: *Acropora palmata* y *Acropora cervicornis*. Ambas presentan morfologías ramificadas características, aunque difieren en el grosor y disposición de sus ramas. Estas estructuras tridimensionales favorecen la biodiversidad local al ofrecer refugio y superficie para el asentamiento de organismos marinos.



(A) Ejemplar de *Acropora palmata*. Imagen: iNaturalist Colombia.



(B) Ejemplar de *Acropora cervicornis*. Imagen: iNaturalist Colombia.

FIGURA 5: Ejemplos de corales de la familia **Acroporidae**.

2. **Agariciidae**: Presentan formas laminadas u onduladas, a menudo apiladas como "repollos" o "lechugas marinas", con superficies relativamente lisas y pólipos pequeños dispuestos en surcos finos. Los colores suelen variar entre marrón, verde o amarillento. Gracias a estas láminas capturan luz y sedimentos de manera eficiente, lo que les permite adaptarse a profundidades intermedias. En Colombia habitan tanto en el Caribe (Rosario, Providencia) como en el Pacífico (Gorgona y Malpelo) [60, 61].

   En la Figura 6 se observan dos especies representativas de esta familia: *Agaricia agaricites* y *Agaricia fragilis*. Ambas muestran las típicas formas laminadas u onduladas que caracterizan al grupo, aspecto que mejora la captación de luz en ambientes de menor irradiancia. Estas morfologías, semejantes a hojas o platos apilados, no solo incrementan la superficie fotosintética, sino que también contribuyen a la estabilidad estructural del arrecife al retener sedimentos y favorecer el asentamiento de nuevas colonias.



(A) Colonia de *Agaricia agaricites* [61]. Imagen: iNaturalist Costa Rica.



(B) Ejemplar de *Agaricia fragilis*. Imagen: iNaturalist Colombia.

FIGURA 6: Ejemplos de corales de la familia **Agariciidae**.

3. **Merulinidae**: Corales masivos y muy resistentes, de aspecto parecido a "cerebros pétreos" por sus surcos y valles profundos. Su crecimiento es lento, pero su esqueleto es extremadamente denso, con pólipos interconectados que le otorgan gran solidez. Los colores oscilan entre marrón claro, pardo y verdes fluorescentes, y su textura es rugosa. En Colombia son exclusivos del Caribe (Rosario, San Bernardo, Seaflower), donde en el pasado formaron estructuras arrecifales muy extensas [62].

   En la Figura 7 se presentan tres especies representativas de esta familia: *Orbicella faveolata*, *Orbicella annularis* y *Montastraea cavernosa*. Estas especies destacan por su morfología masiva y la disposición sinuosa de sus valles, que recuerda la estructura de un cerebro. Gracias a su alta densidad esquelética, los corales merulínidos actúan como pilares estructurales del arrecife, resistiendo fuertes corrientes y oleajes. Su lento crecimiento se compensa con una extraordinaria longevidad, lo que los convierte en indicadores clave de estabilidad ecológica y salud coralina a largo plazo.



(A) Ejemplar de *Orbicella faveolata* [63]. Imagen: iNaturalist Colombia.



(B) Ejemplar de *Orbicella annularis*.



(C) Ejemplar de *Montastraea cavernosa*.

FIGURA 7: Ejemplos de corales de la familia **Merulinidae**.

4. **Milleporidae** (hidrocorales): Llamados popularmente "corales de fuego" por la sensación urticante que producen al contacto, en realidad son hidrozoos calcificadores y

no corales verdaderos. Forman colonias en forma de láminas o ramas planas, con puntas blancas y tonalidades amarillentas o marrones. Sus pólipos microscópicos emergen de pequeños poros distribuidos por toda la superficie. Crecen con rapidez y colonizan áreas perturbadas, siendo muy frecuentes en arrecifes someros del Caribe colombiano (crestas y lagunas), y mucho más escasos en el Pacífico [64].

En la Figura 8 se muestra un ejemplar de *Millepora alcicornis*, especie ampliamente distribuida en el Caribe colombiano. Este hidrocoral se caracteriza por sus ramas planas con puntas blancas, que corresponden a zonas de crecimiento activo. Su esqueleto calcáreo, aunque frágil, contribuye a la consolidación del arrecife, y su capacidad de regeneración le permite recolonizar rápidamente áreas afectadas por perturbaciones físicas o biológicas. Además, sus nematocistos urticantes cumplen una función defensiva frente a depredadores y competencia por espacio.



FIGURA 8: Ejemplar de *Millepora alcicornis* [1]. Imagen: iNaturalist Colombia.

5. **Mussidae**: Corales grandes y carnosos, con pólipos voluminosos que parecen bocas abiertas y que en ocasiones dejan ver parte del esqueleto. Presentan colores vivos como rojos, naranjas y verdes, con texturas rugosas y valles profundos que recuerdan a un "cerebro vivo". Crecen lentamente pero generan estructuras muy robustas. En Colombia sólo se encuentran en el Caribe (Rosario, San Bernardo y Providencia), donde forman parte de los arrecifes más antiguos [65].

   En la Figura 9 se observa una colonia de *Mussa angulosa*, una de las especies más representativas de esta familia en el Caribe colombiano. Destaca por sus pólipos grandes y carnosos que, al retraerse, dejan ver parte del esqueleto, generando una textura ondulada característica. Su morfología masiva y la densidad de su esqueleto le confieren una notable resistencia física, lo que le permite prosperar en zonas expuestas a fuertes corrientes. Además, los intensos colores que presenta en vida provienen de la simbiosis

con zooxantelas, cuyo estado fisiológico también incide en la salud y la pigmentación del coral.

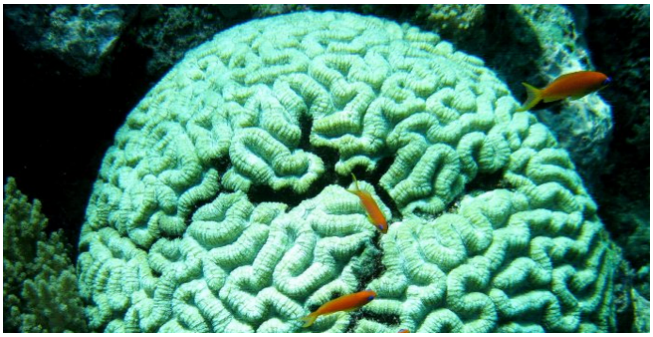


FIGURA 9: Colonia de *Mussa angulosa* [2]. Imagen: Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano.

6. **Pocilloporidae**: Conocidos como "coliflores marinas" por sus colonias compactas y ramificadas, cubiertas de pequeñas verrugas que corresponden a los corallitos donde se alojan los pólipos. Estos pólipos diminutos se retraen fácilmente, dejando ver la textura áspera y granulada de la superficie. Sus colores suelen ser marrones, rosados o verdosos. Son dominantes en el Pacífico colombiano (Gorgona, Malpelo), donde ocupan gran parte de la cobertura arrecifal, pero no existen en el Caribe [60, 66].

   En la Figura 10 se muestra un ejemplar de *Pocillopora eydouxi*, especie característica de los arrecifes del Pacífico colombiano. Su morfología ramificada y compacta favorece la disipación del flujo de agua y la captura eficiente de luz, mientras que su superficie verrugosa aumenta el área disponible para el intercambio gaseoso y la fotosíntesis de las zooxantelas simbiontes. Estas adaptaciones permiten que el género *Pocillopora* prospere en ambientes dinámicos y de alta energía, consolidando su papel ecológico como constructor principal de los arrecifes pacíficos.



FIGURA 10: Ejemplar de *Pocillopora eydouxi* [3]. Imagen: Fishipedia.

7. **Poritidae**: Forman colonias masivas o digitiformes que parecen "bultos" o "dedos de roca". La superficie es granulosa debido a los minúsculos pólipos, visibles solo como pequeños puntos. Presentan tonalidades entre amarillo mostaza, marrón y gris verdoso. Son muy resistentes al calor y la turbidez, lo que les permite colonizar ambientes difíciles. En Colombia se distribuyen tanto en el Caribe como en el Pacífico (ej. *Porites astreoides*, *P. lobata*), en arrecifes someros y fondos costeros [67].

   En la Figura 11 se observa una colonia de *Porites astreoides*, una de las especies más comunes en los arrecifes del Caribe colombiano. Su estructura compacta y de crecimiento lento le confiere una notable tolerancia al estrés térmico y a condiciones de alta sedimentación. Además, su morfología granulosa favorece la dispersión del flujo de agua y la retención de partículas, lo que mejora la eficiencia en la captación de nutrientes. Estas características hacen de los porítidos organismos clave en la recuperación de arrecifes degradados y en la estabilidad de ambientes coralinos poco favorables.



FIGURA 11: Colonia de *Porites astreoides* [4]. Imagen: iNaturalist Colombia.

Tras la caracterización morfológica y ecológica de las familias coralinas presentes en Colombia, resulta pertinente sintetizar su situación actual de conservación y las principales amenazas que enfrentan. En la Tabla 1 se presenta un resumen del estado poblacional, nivel de riesgo según la Lista Roja de la UICN y las presiones ambientales y antrópicas que inciden sobre cada grupo.

Como se observa, las familias *Acroporidae*, *Merulinidae* y *Mussidae* concentran las categorías más críticas (CR–EN), debido a su alta sensibilidad al aumento de temperatura y la propagación de enfermedades coralinas como la SCTLD. En contraste, familias como *Poritidae* muestran una mayor resiliencia frente al estrés térmico y la turbidez, aunque no están

exentas de los efectos del blanqueamiento prolongado. Este panorama evidencia una tendencia general al deterioro de los arrecifes colombianos, con especial vulnerabilidad en el Caribe, donde confluyen factores climáticos, biológicos y antrópicos de alta intensidad.
[1]

CUADRO 1: Conservación de corales por familia y amenazas principales en Colombia

Familia	Estado de conservación (UICN) y tendencia	Amenazas principales
Acroporidae	UICN: CR (ej. *A. cervicornis* y *A. palmata*: Críticamente Amenazadas) [68]. Pérdidas drásticas (>90 % desde 1980), poblaciones en declive.	Blanqueamiento masivo por calentamiento global (ciclos de *El Niño*, olas cálidas) [68]; enfermedades coralinas (banda blanca); daños físicos por huracanes; presiones antropogénicas (contaminación, turismo).
Agariciidae	UICN: varias especies CR–VU, ej. *Agaricia tenuifolia* (CR). Tendencia decreciente.	Corales laminares vulnerables al blanqueamiento extremo (alta mortalidad en 2023) [69]; pérdida de hábitat costero por sedimentación y eutrofización.
Merulinidae	UICN: EN (ej. *Orbicella faveolata*, Amenazada [70]; *Pseudodiploria* EN). Grandes corales masivos en declive.	Altamente sensibles al blanqueamiento recurrente; enfermedades emergentes (SCTLD – *Stony Coral Tissue Loss Disease*, que afecta a *Diploria* y *Orbicella*) [71]; degradación por sedimentos y nutrientes.
Milleporidae	UICN: EN (ej. *Millepora alcicornis*, Amenazada [72]; varias especies CR/EN).	Muy sensibles a aumento de temperatura (blanqueamiento masivo) y acidificación oceánica (disminución en calcificación). Daños por eventos extremos de *El Niño* y deterioro de la calidad del agua.

Continúa en la siguiente página

[1] La sigla **UICN** corresponde a la *Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza* (*International Union for Conservation of Nature*). Las categorías de estado de conservación de la Lista Roja se definen así: **CR** = En Peligro Crítico (peligro extremadamente alto de extinción en estado silvestre); **EN** = En Peligro (peligro muy alto de extinción); **VU** = Vulnerable (alto riesgo de extinción); **LC** = Preocupación Menor (bajo riesgo de extinción).

Cuadro 1 – Continuación

Familia	Estado de conservación (UICN) y tendencia	Amenazas principales
Mussidae	Varias especies CR–EN (ej. *Pseudodiploria strigosa*, CR; *Diploria labyrinthiformis*, CR). Crecimiento lento, poblaciones reducidas.	Gravemente afectados por blanqueamiento (oleadas de mortalidad desde 2005) y especialmente por SCTLD, enfermedad altamente virulenta que mata más de 30 especies del Caribe [71]. Recuperación dificultada por su lento crecimiento.
Pocilloporidae	UICN: VU–EN (ej. *Pocillopora verrucosa*, VU). Distribución en Pacífico tropical.	Fuertemente afectados por eventos de *El Niño* (1998, 2015–2016), que causaron blanqueamientos masivos. Vulnerables además a contaminación, sedimentación y perturbaciones costeras.
Poritidae	UICN: LC en la mayoría (ej. *Porites astreoides*, LC [70]). Especies resistentes de crecimiento lento.	Relativamente tolerantes, aunque pueden sufrir mortalidad en eventos extremos. En 2023, *P. astreoides* mostró alta tasa de blanqueo [69]. Otras amenazas: erosión costera, contaminación y aumento prolongado de temperatura.

2.4. Fenómeno de pérdida de color en imágenes subacuáticas

Cuando se capturan imágenes fotográficas bajo el agua, éstas suelen presentar una notable pérdida de color y contraste en comparación con imágenes tomadas en aire. Este fenómeno se debe a las propiedades físicas de la propagación de la luz en el medio acuático, las cuales difieren drásticamente de las del aire.

2.4.1. Física de la propagación de la luz en el medio acuático

El agua es un medio ópticamente denso que atenúa la luz de forma exponencial con la distancia. Según la ley de *Beer-Lambert*, la intensidad I de la luz de longitud de onda λ decae con la profundidad z según la relación:

$$I(\lambda, z) = I(0, \lambda)\, e^{-c(\lambda)\, z}, \tag{1}$$

donde $I(0, \lambda)$ es la intensidad inicial en la superficie y $c(\lambda)$ es el coeficiente de atenuación del agua para esa longitud de onda [73]. Este coeficiente c refleja la suma de dos efectos: la **absorción** (remoción de energía luminosa, convertida en calor) y la **dispersión** (desviación angular de los rayos de luz) provocadas por el medio [73].

Para visualizar mejor este fenómeno, en la Figura 12 se muestra un ejemplo de espectros de absorbancia en función de la longitud de onda, donde se observa que ciertas regiones del espectro (como los rojos) son absorbidas con mayor rapidez que otras (como los azules y verdes). Este comportamiento explica por qué los colores cálidos desaparecen primero en las imágenes subacuáticas, mientras que los tonos azulados penetran más profundamente.

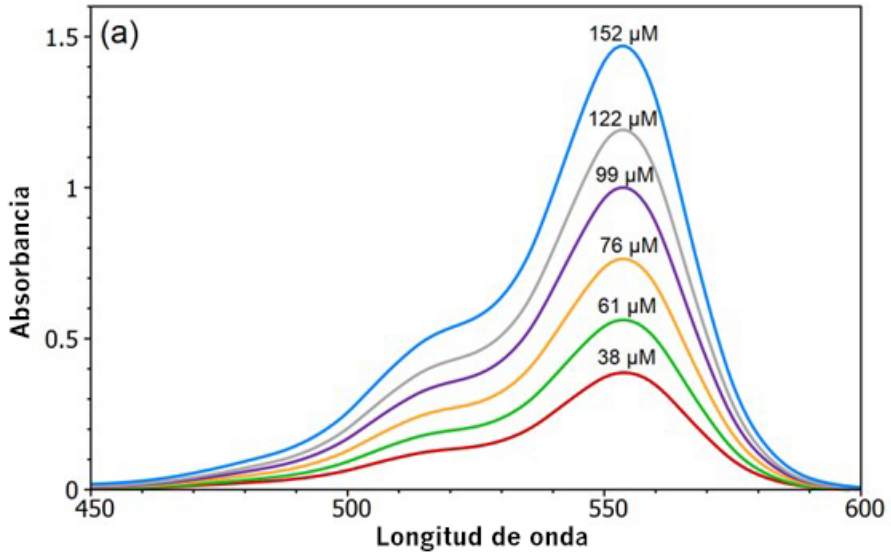


FIGURA 12: Ejemplo de absorbancia espectral según la ley de Beer–Lambert, mostrando cómo la absorción varía con la longitud de onda y concentración.

En aguas puras y claras, la caída de luz con la profundidad sigue aproximadamente la forma exponencial de la Ecuación 1. Por ejemplo, se estima que alrededor del 50 % de la luz visible se absorbe en los primeros 10 m de profundidad, y menos de un 1 % de la luz incidente alcanza los 100 m en aguas oceánicas transparentes [74]. En zonas más profundas de $\sim$1000 m la oscuridad es prácticamente total. En suma, la columna de agua actúa como un filtro muy eficaz que reduce rápidamente la iluminación a medida que aumenta la profundidad.

Al ingresar al agua, la luz también sufre una refracción inicial por el cambio de índice de refracción aire-agua (ley de Snell), lo que altera ligeramente las trayectorias y la posición aparente de los objetos. Sin embargo, el efecto dominante a mayores distancias bajo el agua es la atenuación espectral mencionada. Para caracterizar el medio, se suelen definir coeficientes espectrales de absorción $a(\lambda)$ y de dispersión $b(\lambda)$, cuya suma $c(\lambda) = a(\lambda) + b(\lambda)$ determina la transparencia del agua para cada λ [73]. Estos parámetros dependen de la composición del agua (salinidad, materia orgánica, sedimentos) y explican por qué la visibilidad puede variar

significativamente entre, por ejemplo, agua oceánica clara y agua costera turbia. Un modelo clásico de formación de imágenes subacuáticas, análogo al usado en visibilidad atmosférica, expresa la intensidad observada en el sensor como la combinación de la luz proveniente directamente del objeto (atenuada por el agua) más la luz ambiental dispersada hacia la cámara. Matemáticamente, para un canal de color c:

$$I_c(x) = J_c(x)\, e^{-c_c\, d(x)} + A_c \left(1 - e^{-c_c\, d(x)}\right), \tag{2}$$

donde $J_c(x)$ es la intensidad real (desconocida) del objeto en la posición x, $d(x)$ es la distancia objeto-cámara, c_c es el coeficiente de atenuación para ese canal, y A_c es la intensidad de la luz ambiental de fondo (*velocidad límite* o color del agua distante) [73, 75]. El primer término $J_c e^{-c_c d}$ representa la porción de luz del objeto que logra llegar al sensor tras atravesar el agua (sufriendo absorción y dispersión fuera de la línea de visión), mientras que el segundo término $A_c(1 - e^{-c_c d})$ representa la componente de *backscatter* (velo) debida a la luz ambiental que es dispersada hacia la cámara en el trayecto. A distancias grandes d, la transmitancia $e^{-c_c d}$ tiende a cero y la imagen se compone principalmente del color del agua (A_c); a distancias muy cortas, $e^{-c_c d} \approx 1$ y se percibe mejor el color verdadero J_c del objeto. En la práctica, para invertir este modelo y recuperar $J_c(x)$ sin información *a priori* es muy complejo, pues requeriría estimar c_c, A_c y $d(x)$ para cada punto de la escena [73, 76]. Esto motiva la necesidad de métodos de corrección de color en las imágenes ya adquiridas, como veremos más adelante.

2.4.2. Absorción diferencial de longitudes de onda

Un aspecto crucial de la atenuación subacuática es que depende fuertemente de la longitud de onda λ. En general, las longitudes de onda largas (colores **cálidos**: rojo, naranja, amarillo) se absorben mucho más rápidamente que las cortas (**fríos**: verde, azul, violeta) [73, 77]. En términos energéticos, los fotones de mayor longitud de onda tienen menor energía y son más fácilmente absorbidos por las moléculas de agua. En consecuencia, a pocos metros bajo la superficie ya no queda luz roja suficiente: la componente roja de la luz solar se pierde casi por completo en los primeros ∼5–10m de profundidad [73, 74]. La luz naranja y amarilla (600–580nm) penetran un poco más, pero también quedan muy atenuadas antes de ∼30–50m. Por el contrario, la luz verde y especialmente la azul (longitudes de onda cortas, ∼500–450nm) logran propagarse a mayores profundidades, pudiendo llegar decenas de metros con intensidad apreciable [74].

En este contexto, resulta útil observar el espectro visible del ojo humano y su relación con la absorción diferencial de longitudes de onda. Como se muestra en la Figura 13, cada rango espectral se asocia a un color característico que, al ser absorbido selectivamente por el agua, modifica la percepción cromática en ambientes subacuáticos. Asimismo, en la Tabla 2 se resumen los colores absorbidos y los que finalmente son reflejados, ilustrando cómo la pérdida progresiva de los tonos cálidos conduce al predominio de tonalidades azul-verdosas en imágenes submarinas.

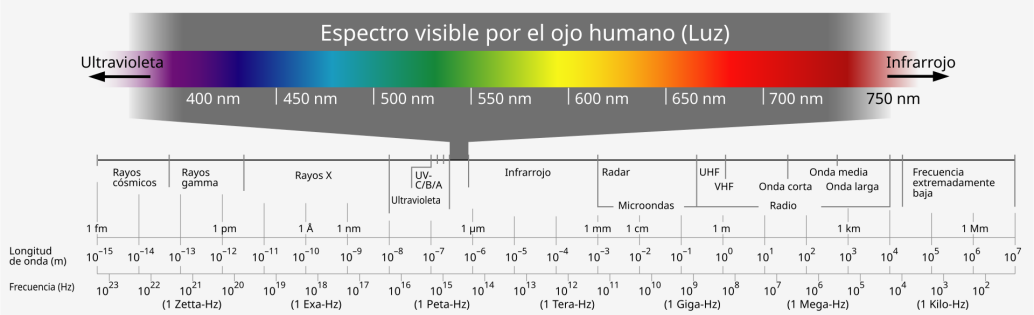


FIGURA 13: Espectro visible para el ojo humano, indicando la distribución de longitudes de onda y sus colores asociados. Fuente: Wikipedia.

CUADRO 2: Colores reflejados y visibles para el ojo humano de acuerdo con la longitud de onda y el color absorbido.

λ (nm)	Color absorbido	Color reflejado
380–420	Violeta	Amarillo-Verde
420–440	Azul-Violeta	Amarillo
440–470	Azul	Amarillo
470–500	Verde-Azul	Rojo
500–520	Verde	Púrpura
520–550	Verde	Rojo
550–580	Amarillo	Azul
580–600	Amarillo	Azul-Verde
600–640	Rojo	Azul-Verde
640–780	Rojo	Verde-Azul

La atenuación diferencial de los colores también puede ilustrarse mediante esquemas visuales, como el mostrado en la Figura 14, donde se aprecia cómo la radiación en longitudes de onda largas (rojo y naranja) desaparece casi por completo a pocos metros de profundidad, mientras que la luz azul logra penetrar mucho más profundamente. Este fenómeno explica por qué el entorno submarino se tiñe progresivamente de tonalidades azuladas con la profundidad.

En consecuencia, casi cualquier objeto iluminado únicamente por luz natural bajo el agua tiende a verse azulado o verdoso, independientemente de su color real en la superficie. Por ejemplo, un coral de color rojo vivo puede aparecer de tono marrón oscuro o negro a $\sim$5–10 m de profundidad, porque la componente roja de la luz ya no está presente para ser reflejada [77]. En resumen, la absorción cromática diferencial genera una desviación progresiva del balance de color hacia el azul a mayor profundidad, causando la pérdida acelerada de tonos cálidos en las imágenes subacuáticas. Esto presenta un reto para la fidelidad del color: gran parte de la información del canal rojo queda casi ausente en la imagen cruda, dificultando su recuperación posterior sin introducir ruido.

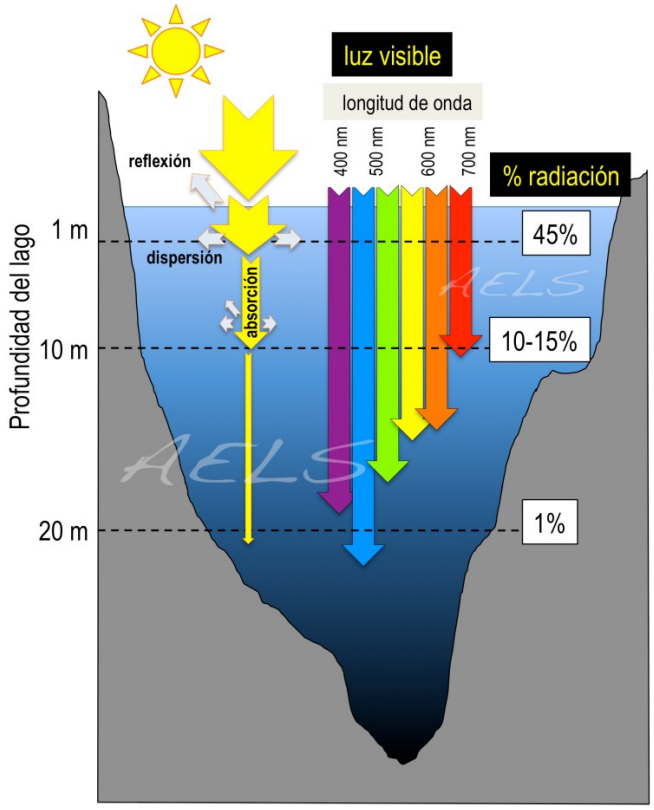


FIGURA 14: Esquema de absorción diferencial de la luz visible en función de la longitud de onda y la profundidad en el agua. Se observa la rápida desaparición de las longitudes de onda largas (colores cálidos) frente a la mayor penetración de la luz azul. Fuente: .

2.4.3. Dispersión y turbidez: efecto de las partículas en suspensión

El otro fenómeno óptico dominante bajo el agua es la **dispersión** de la luz (*scattering*) causada tanto por las propias moléculas de agua como por las partículas en suspensión (sedimentos, fitoplancton, etc.) presentes en el agua [78]. A diferencia de la absorción, que elimina fotones del haz de luz, la dispersión los desvía de su trayectoria original en direcciones aleatorias. Esto tiene dos consecuencias principales para la formación de imágenes: (1) la *dispersión hacia adelante* (*forward scatter*) desvía ligeramente la luz reflejada por un objeto antes de que llegue a la cámara, provocando un efecto de difuminado o borrosidad en los detalles; (2) la *dispersión hacia atrás* (*backscatter*) consiste en luz ambiental que es reflejada de vuelta hacia la cámara por partículas cercanas, superponiendo un velo luminoso delante del objeto [75, 78]. La dispersión hacia adelante reduce la nitidez de la imagen al esparcir la información de bordes y texturas en un área más amplia (como si se mirara a través de un vidrio esmerilado). La dispersión hacia atrás, por su parte, es la responsable de la neblina o turbiedad

uniforme de color azul grisáceo que vemos en el agua: fotones procedentes de la iluminación ambiental (p.ej. luz solar desde la superficie) rebotan en partículas flotantes y llegan al sensor sin llevar información útil de la escena, aclarando las zonas oscuras y reduciendo el contraste [78].

La efectividad de la dispersión depende del tamaño de partícula y la longitud de onda. A nivel molecular, ocurre dispersión de Rayleigh, que es fuertemente dependiente de λ ($\propto 1/\lambda^4$): las ondas cortas (azul, violeta) se dispersan mucho más que las largas [73]. Esto contribuye a la dominante azul del entorno, ya que luz azul difusa llega al sensor desde todas direcciones (no sólo desde el sol). Sin embargo, en distancias largas bajo el agua la dispersión Rayleigh es menos significativa comparada con la producida por partículas más grandes en suspensión (*dispersión de Mie*), la cual es casi independiente de λ. La dispersión Mie produce una neblina blancuzca que afecta por igual a todos los colores, reduciendo la claridad de la imagen. En aguas muy turbias con alta carga de sedimentos, el *backscatter* puede ser tan intenso que la distancia de visión útil se limita a pocos metros o menos [78]. Visualmente, las imágenes tomadas en esas condiciones muestran un fondo gris verdoso homogéneo, y sólo se distinguen objetos muy cercanos al cámara.

En síntesis, la interacción conjunta de absorción y dispersión degrada severamente las imágenes subacuáticas: los objetos lejanos se ven desvanecidos, con contornos poco definidos y colores deslavados; los negros se vuelven azul-gris (por el velo de dispersión) y los detalles de alta frecuencia se pierden por efecto del desenfoque [79]. Incluso en aguas claras, basta una distancia moderada (>5–10 m) para que un sujeto aparezca envuelto en bruma azulada. Esto supone un obstáculo importante tanto para la inspección visual humana como para el análisis digital: algoritmos de visión por computador entrenados con imágenes terrestres suelen fallar bajo el agua, ya que las distribuciones de luminancia y crominancia cambian radicalmente [73]. Por ejemplo, detectores de bordes pueden no encontrar contrastes suficientes, o clasificadores de color pueden confundir un coral blanco con uno de otro color debido al tinte azul omnipresente. En muchos casos, es imprescindible aplicar técnicas de restauración de imagen antes de cualquier tarea de reconocimiento en entornos submarinos.

2.4.4. Efectos en la apariencia visual y en el análisis digital de las imágenes

Como resultado de la absorción diferencial y la dispersión, las fotografías submarinas sin corregir exhiben características distintivas: (a) una fuerte dominante cromática azul-verdosa (pérdida de tonos cálidos); (b) bajo contraste global, especialmente en las zonas lejanas u oscuras, debido al *backscatter* que aclara sombras y reduce la diferencia entre claros y oscuros; y (c) pérdida de nitidez y detalle, ya que la dispersión suaviza los bordes y texturas finas [79, 80]. Por ejemplo, en una fotografía tomada a 15 m de profundidad, un pez de color amarillo puede percibirse de un tono verdoso pálido, con sus contornos menos definidos y casi fundidos con el fondo azulado. Asimismo, el fondo marino aparece cubierto por una neblina uniforme, y apenas se distinguen objetos más allá de unos cuantos metros de distancia.

Desde el punto de vista del procesamiento digital, estas degradaciones introducen sesgos que complican las tareas automatizadas. Las imágenes subacuáticas presentan distribuciones de intensidad y color muy diferentes a las imágenes comunes: tienden a estar sesgadas hacia intensidades medias (pocas zonas realmente negras o blancas) y hacia colores fríos [73]. Esto puede hacer que algoritmos diseñados para ambientes terrestres produzcan muchos falsos positivos/negativos. Por ejemplo, algoritmos de segmentación basados en color podrían fallar al separar el sujeto del agua si todo tiene un tinte similar; la detección de blanqueamiento de corales por nivel de blancura debe lidiar con que "blanco"bajo el agua en realidad aparece azul claro. Es por ello que en aplicaciones como fotogrametría marina, robótica submarina o monitoreo de arrecifes, se suele incorporar un preprocesamiento de las imágenes para corregir en lo posible la dominante de color y mejorar el contraste antes de extraer características o tomar decisiones.

2.4.5. Espacios de color alternativos (RGB, HSV, YCrCb, Lab) y su relevancia en preprocesamiento

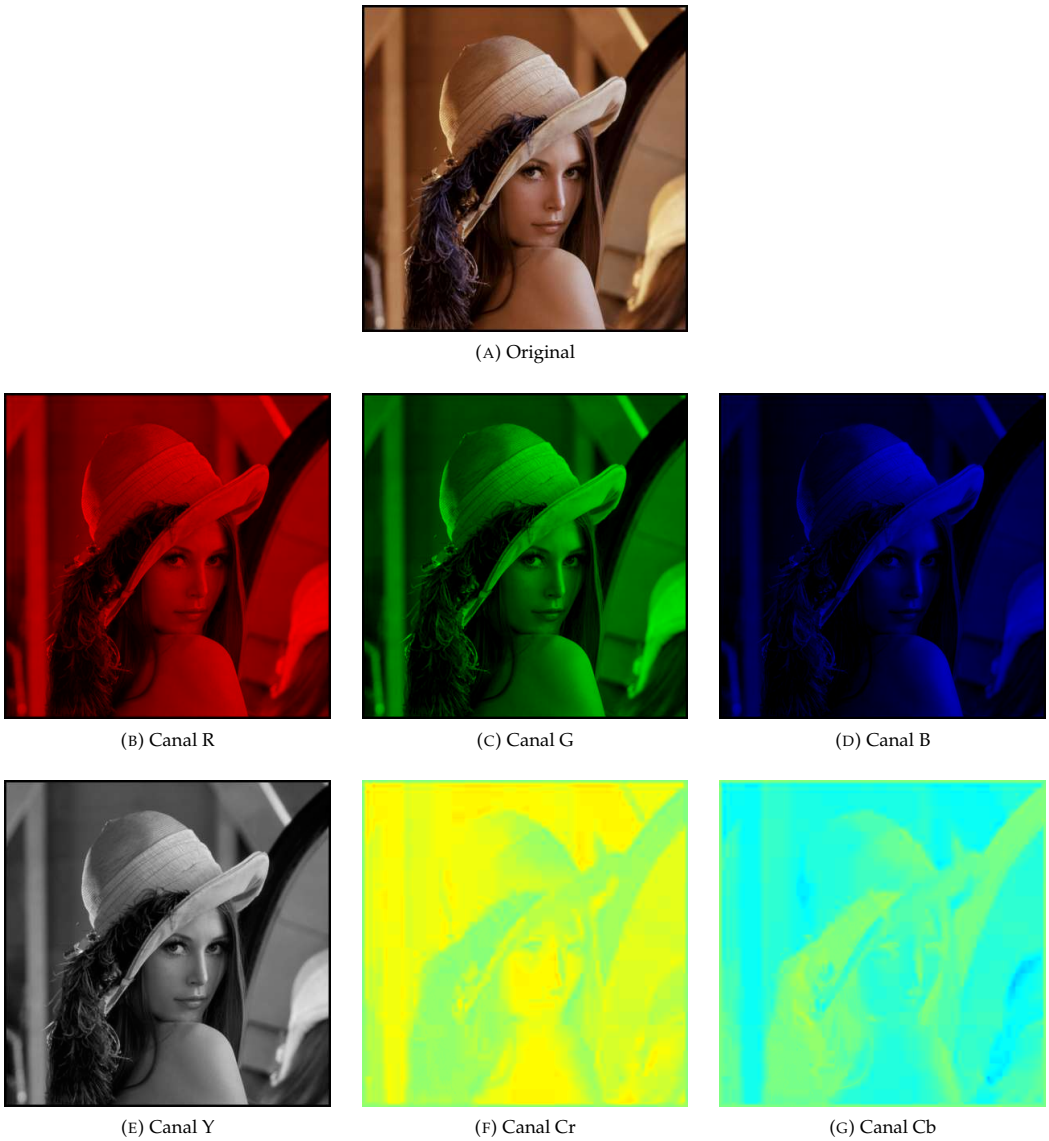
En el procesamiento digital de imágenes es útil cambiar la representación de color para facilitar determinadas operaciones. Las imágenes en formato **RGB** almacenan conjuntamente la información de luminancia (brillo) y crominancia (color), lo que puede dificultar el tratamiento independiente de estos aspectos. Por ello, otros espacios de color separan dichos componentes, lo que resulta especialmente ventajoso en imágenes subacuáticas, donde el contraste y la dominante cromática deben corregirse por separado [80, 81].

En la Figura 15 se ilustra esta separación mediante la descomposición de una imagen submarina en sus canales RGB y YCrCb. En el primer caso (RGB), los tres canales rojo, verde y azul combinan tanto información de brillo como de color, mientras que en el espacio YCrCb el canal Y concentra la luminancia y los canales Cb y Cr agrupan la crominancia (información de color azul y rojo, respectivamente). Esta representación evidencia por qué los algoritmos de mejora suelen trabajar sobre el canal Y, que puede procesarse con técnicas de realce de contraste sin alterar directamente los componentes cromáticos.

El espacio **HSV** (Tono, Saturación, Valor) ofrece otra forma de segmentar la información cromática: el componente H define el color dominante, S su pureza y V el brillo. En una imagen submarina, el tono H suele desplazarse hacia valores azulados o verdosos; modificando H o S globalmente es posible neutralizar la dominante sin alterar el brillo original [80, 82].

De manera análoga, el espacio perceptual **CIELab** permite ajustar el componente de luminosidad L^* y equilibrar los ejes de color a^* (verde–magenta) y b^* (azul–amarillo), resultando particularmente útil para corregir el exceso de tonos fríos [81].

En la práctica, muchos algoritmos de mejora de imágenes submarinas convierten primero la imagen a un espacio luma-croma (como HSV, YCbCr o Lab), realizan allí ajustes de contraste y color, y finalmente regresan a **RGB** para la visualización. Esta estrategia "divide y vencerás"ha demostrado producir resultados más naturales [79, 83]. Por ejemplo, Hitam et al. [83] reportan mejoras significativas al combinar la ecualización local de contraste en el espacio RGB con ecualización en el espacio YCbCr: aplican CLAHE (ver Sección 3.2) sobre la



(A) Original

(B) Canal R

(C) Canal G

(D) Canal B

(E) Canal Y

(F) Canal Cr

(G) Canal Cb

FIGURA 15: Ejemplo de descomposición de una imagen en los canales RGB y YCrCb, con espaciado ajustable.

componente Y para realzar detalles, mientras ajustan ligeramente Cb y Cr para reintroducir tonos cálidos, obteniendo imágenes con mejor contraste y colores más equilibrados. En resumen, elegir un espacio de color adecuado es un paso importante en el preprocesamiento submarino, ya que facilita atacar por separado los distintos tipos de degradación (falta de contraste vs. dominante cromática) de una manera más acorde con la percepción humana.

2.5. Métodos de corrección y recuperación de color en imágenes subacuáticas

Para contrarrestar las distorsiones mencionadas, se han desarrollado numerosas estrategias de corrección de color. Estas se dividen grosso modo en dos categorías: *métodos físicos*, que actúan durante la adquisición de la imagen, y *métodos computacionales*, que procesan la imagen a posteriori. A continuación, describimos las principales técnicas en cada categoría, enfocándonos en métodos tradicionales y bien establecidos (sin profundizar en enfoques de aprendizaje profundo, fuera del alcance de este trabajo).

2.5.1. Técnicas físicas: filtros ópticos e iluminación artificial

La primera línea de defensa para obtener colores más fieles bajo el agua consiste en mejorar las condiciones de captura mediante soluciones ópticas. Un método extendido es el uso de filtros de color colocados frente al objetivo de la cámara submarina. Por ejemplo, en inmersiones en agua azul tropical se suelen emplear filtros de color *rojo* o *naranja* que absorben parte de la dominante azul del ambiente, reequilibrando así el espectro de luz que llega al sensor [73]. En aguas verdosas (ricas en algas), a veces se usan filtros *magenta* para contrarrestar el exceso de verde. Estos filtros están calibrados para determinados rangos de profundidad (típicamente, un filtro rojo es eficaz entre $\sim$5 y 20 m) y ayudan a que en la imagen capturada los objetos conserven mejor sus tonos cálidos originales. Es, en esencia, una *pre-corrección* espectral: el filtro invierte parcialmente la curva de atenuación del agua, atenuando los azules y dejando pasar más rojos, de modo que la luz resultante que alcanza al sensor es más balanceada. La efectividad de un filtro se puede cuantificar, por ejemplo, midiendo cuánta luz roja adicional logra transmitirse con el filtro comparado a sin él [73]. Sin embargo, un filtro muy denso puede oscurecer en exceso la imagen si la luz ambiental es escasa; por ello es importante elegir el tipo de filtro según la claridad del agua y la profundidad de buceo.

La herramienta física más potente es la iluminación artificial submarina. El uso de flashes estroboscópicos o focos de alta potencia permite reintroducir localmente el espectro completo de luz en la escena [77, 84]. Al iluminar un sujeto con una fuente de luz blanca cercana, la distancia que la luz recorre en el agua antes de reflejar en el objeto y regresar a la cámara es mucho menor, reduciendo drásticamente la absorción. Así, los colores verdaderos del objeto (especialmente los rojos y amarillos) se reflejan de vuelta al sensor antes de ser filtrados por el agua. En otras palabras, la iluminación artificial *acorta* el camino óptico en la ecuación de Beer-Lambert, aumentando la intensidad $I(0, \lambda)$ efectiva directamente sobre el sujeto. Como beneficio adicional, una fuente de luz dirigida puede disminuir el impacto del *backscatter*: al situar el flash alejado del eje de la cámara, se ilumina principalmente el sujeto y no tanto las partículas entre el sujeto y el lente, reduciendo la niebla frente a la cámara. En la práctica, los fotógrafos submarinos profesionales utilizan una combinación de filtros e iluminación: por ejemplo, un filtro rojo para la luz ambiente junto con uno o dos flashes externos de apoyo, logrando imágenes de gran viveza de color incluso a profundidad moderada [77, 85].

No obstante, estas soluciones físicas tienen sus limitaciones. Los filtros sólo corrigen adecuadamente dentro de un rango específico de condiciones (profundidad, tipo de agua, luz solar disponible) y además reducen la cantidad total de luz que llega al sensor, pudiendo requerir mayores exposiciones. Por su parte, la iluminación artificial tiene un alcance limitado (unos pocos metros bajo el agua) y puede producir iluminaciones no uniformes: es común observar un "hotspotçentral muy iluminado (donde el flash incide) mientras las zonas periféricas de la imagen permanecen oscuras o con el tinte azul original. Para mitigar esto, a menudo se emplean dos flashes laterales y difusores, buscando una cobertura más homogénea de la escena. Aún así, calibrar la intensidad y el balance de color de las luces no es trivial; una iluminación demasiado cercana o potente puede sobreexponer partes de la escena o asustar a la fauna marina. En resumen, las técnicas físicas abordan la pérdida de color desde la fuente, proporcionando una mejora sustancial en la imagen original, pero añaden complejidad al equipo y requieren pericia para su uso efectivo.

2.5.2. Técnicas computacionales tradicionales: balance de blancos, ecualización, CLAHE, Retinex, etc.

Los métodos computacionales buscan corregir los defectos de color y contraste mediante procesamiento digital de la imagen una vez capturada. Asumen que la información de la escena original está latente en la imagen degradada y aplican transformaciones para hacerla emerger. A continuación revisamos varias técnicas clásicas de mejora de imágenes submarinas, frecuentemente empleadas en cascada en los flujos de preprocesamiento [73, 83].

Balance de blancos automático. Una de las primeras correcciones aplicadas suele ser el ajuste del balance de blancos, que intenta eliminar la dominante de color global de la imagen. En esencia, el balance de blancos busca que los colores neutros (blancos o grises) aparezcan sin tintes en la imagen resultante. Existen algoritmos automáticos basados en distintas suposiciones. Un enfoque clásico es el método del *mundo gris* (*gray-world*), propuesto originalmente por Buchsbaum [86], el cual asume que el promedio de los valores RGB de una escena típica debería ser un gris neutro. Matemáticamente, si $\overline{R}, \overline{G}, \overline{B}$ son los valores promedio de cada canal en la imagen, entonces $\overline{R} \approx \overline{G} \approx \overline{B}$. Si esto no se cumple (por ejemplo, $\overline{B} \gg \overline{R}$ en una foto azulada), el algoritmo aplica factores de ganancia para igualar dichos promedios. Por ejemplo, tomando la componente verde como referencia, se pueden definir:

$$g_R = \frac{\overline{G}}{\overline{R}}, \qquad g_B = \frac{\overline{G}}{\overline{B}}, \qquad g_G = 1,$$

y luego reescalar cada píxel (R, G, B) a $(R', G', B') = (g_R R,\ G,\ g_B B)$ [81]. Después de este ajuste, los tres canales tendrán aproximadamente el mismo nivel medio, corrigiendo el sesgo cromático dominante. Otra variante es el método de *White-Patch*, que asume la presencia de algún elemento blanco en la escena y fuerza a que el píxel más brillante de la imagen sea blanco puro en los tres canales [81]. En la práctica subacuática, el balance de blancos automático atenúa significativamente el tinte azul/verde: la imagen resultante recupera tonos más

cálidos y neutros, especialmente en regiones que se esperaban grises (p.ej. la arena blanca o zonas de espuma). Sin embargo, esta corrección global puede resultar insuficiente si la dominante varía espacialmente por la iluminación (p.ej. luz solar entrando desde un ángulo) o si algún canal está casi ausente (amplificar en exceso el canal rojo cuando su señal es muy débil también amplifica su ruido asociado).

Ecualización de histograma global. Una técnica clásica para mejorar el contraste es la *ecualización de histograma*. Las imágenes submarinas suelen presentar histogramas estrechos, concentrados en rangos medios de intensidad (aspecto "plano"sin negros profundos ni blancos brillantes). La ecualización redistribuye los niveles de gris para ocupar todo el rango [0,255] disponible, aumentando la diferencia entre zonas claras y oscuras [81]. Sea $H(r)$ el número de píxeles con intensidad r. La transformación de ecualización asigna a cada nivel r un nuevo nivel $s = T(r)$ dado por la función acumulativa:

$$s = \left\lfloor (L-1)\,\frac{1}{MN}\sum_{j=0}^{r} H(j) \right\rfloor,$$

donde L es el número de niveles (256 en una imagen de 8 bits) y $M \times N$ es el total de píxeles [81]. Esta operación estira las áreas densamente pobladas del histograma, realzando el contraste en esas regiones de la imagen. En imágenes submarinas, la ecualización global puede hacer visibles detalles que antes estaban empastados: por ejemplo, texturas en la superficie de un coral que aparecía casi uniforme. No obstante, también puede sobre-amplificar el ruido en regiones originalmente oscuras o producir saturación en las muy claras, por lo que debe usarse con precaución.

Ecualización adaptativa local (CLAHE). Para evitar artefactos de la ecualización global, se recurre a la Ecualización de Histograma Adaptativa con Limitación de Contraste, más conocida como **CLAHE** por sus siglas en inglés [87]. CLAHE consiste en aplicar ecualización por bloques locales de la imagen, en lugar de usar todo el histograma global, y además limitar la amplificación máxima permitida para controlar el ruido. En concreto, la imagen se divide en una rejilla de ventanas (por ejemplo de 8×8 bloques). Para cada bloque se calcula su histograma local; si algún nivel de gris excede un conteo máximo predefinido (umbral de çlip"), ese exceso se distribuye uniformemente entre los demás niveles antes de ecualizar. Luego se ecualiza el bloque y finalmente se combinan suavemente los bloques mediante interpolación en las fronteras [87]. El parámetro crítico es el límite de contraste (clip limit): un valor bajo produce mejoras sutiles, mientras que un valor alto se acerca a la ecualización tradicional. CLAHE logra realzar detalles en pequeñas regiones sin provocar saturaciones excesivas ni contrastes artificiales a gran escala. En imágenes subacuáticas, CLAHE suele revelar patrones ocultos en áreas de baja visibilidad (por ejemplo, estructuras de coral o detalles en el lecho marino) que la ecualización global hubiera tratado inadecuadamente [83]. Muchos estudios reportan que CLAHE, combinado con correcciones de color, mejora notablemente la calidad visual de fotos submarinas con turbidez moderada [83, 88].

Algoritmo Retinex. Inspirados en el sistema visual humano, los algoritmos de la familia **Retinex** abordan la mejora de la imagen asumiendo que la apariencia observada $I(x,y)$ se puede descomponer en la iluminación $L(x,y)$ de la escena y la reflectancia $R(x,y)$ de los objetos ($I = L \cdot R$). Bajo esta premisa, si se estima L (variaciones suaves de iluminación) y se elimina, la reflectancia R resultante tendría colores y contrastes más "verdaderos". En la práctica, se trabaja en el dominio logarítmico: $\log I = \log L + \log R$. Un Retinex de una escala (*Single-Scale Retinex*, SSR) calcula [89]:

$$R(x,y) = \log I(x,y) - \log\big(I * G_\sigma(x,y)\big),$$

donde G_σ es un filtro Gaussiano de desviación estándar σ usado para estimar la componente de iluminación L como una versión suavizada de I. La elección de σ determina el alcance espacial de la iluminación estimada (local vs. global). El resultado $R(x,y)$ realza las variaciones de alta frecuencia (detalles, bordes) y normaliza las variaciones lentas (sombras, gradientes de luz), produciendo una imagen con mayor contraste local y colores equilibrados. Para evitar artefactos de halo que puede introducir un solo σ, Jobson et al. [89] propusieron el *Multi-Scale Retinex* (MSR), que combina varias salidas SSR con diferentes σ. Adicionalmente, suele incorporarse una etapa de *restauración de color* (MSRCR) para re-saturar la imagen y prevenir que quede con apariencia lavada tras la sustracción logarítmica. En imágenes submarinas, Retinex ha demostrado ser efectivo corrigiendo no uniformidades de iluminación (p.ej. zonas sombreadas por la turbidez) y compensando la pérdida de contraste y color a corta distancia. No obstante, si la imagen original tiene muy poca información en algún canal (p.ej. canal rojo casi negro), Retinex por sí solo no puede ïnventar.[es]e detalle, y al amplificar logarítmicamente lo poco que hay puede resultar en ruido cromático. A pesar de ello, muchas soluciones modernas incorporan el principio de Retinex como paso intermedio para mejorar la claridad de las imágenes submarinas [79, 80].

En conjunto, las técnicas computacionales tradicionales mencionadas suelen aplicarse de forma secuencial y combinada para lograr una mejora integral. Por ejemplo, un flujo de procesamiento típico podría ser: (1) corregir el balance de blancos para eliminar la dominante azul, (2) aplicar CLAHE u otra ecualización local para realzar el contraste, (3) usar un filtro tipo Retinex o de deconvolución para afinar detalles, y (4) reducir el ruido residual con un filtro suave. Estas operaciones, si bien simples individualmente, pueden mejorar dramáticamente la calidad visual de las fotografías subacuáticas, facilitando posteriormente tareas como la clasificación de corales o la detección de áreas blanqueadas. Cabe destacar que también existen filtros de *dehazing* específicos para agua (adaptados del *dark channel prior* atmosférico) y correcciones gamma que se emplean para ajustar el brillo de las sombras sin saturar las luces altas [80]. La investigación actual continúa explorando variantes y combinaciones de estos métodos, así como enfoques más modernos que integran modelos físicos y aprendizaje automático [76, 90]. Sin embargo, en este trabajo nos enfocamos en las técnicas clásicas descritas, que proveen una base sólida y fácilmente interpretable para el mejoramiento de imágenes submarinas.

2.5.3. Métricas objetivas de evaluación de la calidad en imágenes subacuáticas

Después de aplicar mejoras a las imágenes submarinas, es importante poder evaluar de forma cuantitativa qué tanto han mejorado en calidad visual. Dado que en general no se dispone de una imagen de referencia ïdeal"bajo el agua, se han propuesto métricas *no referenciadas* específicas para este dominio [91, 92]. Estas métricas buscan correlacionar con la percepción humana de calidad considerando las particularidades de las imágenes subacuáticas (dominante de color, baja nitidez, contraste reducido). En este trabajo emplearemos cuatro índices populares: la medida de color **UICM** (*Underwater Image Colorfulness Measure*), la medida de nitidez **UISM** (*Underwater Image Sharpness Measure*), la medida de contraste **UIConM** (*Underwater Image Contrast Measure*) y la combinación global **UIQM** (*Underwater Image Quality Measure*) propuesta por Panetta et al. [91]. A continuación se definen formalmente cada una de ellas y su interpretación.

Underwater Image Colorfulness Measure (UICM) Esta métrica evalúa el grado de *fidelidad y diversidad cromática* de la imagen. Para su cálculo, Panetta et al. [91] definen dos canales .ºponentes.ª partir de los valores RGB de la imagen:

$$RG = R - G, \qquad YB = \frac{R+G}{2} - B,$$

que aproximadamente representan diferencias de rojo vs. verde (RG) y amarillo vs. azul (YB). Sobre estos canales se computan sus medias (μ_{RG}, μ_{YB}) y desviaciones estándar $(\sigma_{RG}, \sigma_{YB})$. La UICM combina ambos momentos estadísticos:

$$\text{UICM} \;=\; \lambda_1 \sqrt{\mu_{RG}^2 + \mu_{YB}^2} \;+\; \lambda_2 \sqrt{\sigma_{RG}^2 + \sigma_{YB}^2}\,, \tag{3}$$

donde λ_1 y λ_2 son pesos constantes. En [91] se recomiendan $\lambda_1 = -0{,}0268$ y $\lambda_2 = 0{,}1586$. Intuitivamente, el primer término (con λ_1 negativo) penaliza desviaciones en las medias RG y YB, es decir, penaliza la presencia de una *dominante de color* global en la imagen. El segundo término (positivo) recompensa la dispersión o riqueza de color, pues $\sqrt{\sigma_{RG}^2 + \sigma_{YB}^2}$ aumenta cuando la imagen contiene una variedad amplia de colores. En conjunto, un valor UICM elevado indica que la imagen no tiene tintes cromáticos fuertes (balance neutro) y a la vez presenta colores vibrantes y bien distribuidos. Por ejemplo, tras una corrección de color exitosa, las medias μ_{RG}, μ_{YB} tienden a 0 (no hay dominante rojiza ni azulada) mientras que las sigmas σ_{RG}, σ_{YB} aumentan (se recuperan contrastes de color perdidos). En contraste, una imagen monocromática azul tendría $\mu_{RG}, \mu_{YB} \approx 0$ pero σ muy bajas, resultando en UICM bajo por falta de variedad cromática. *(Nota: Otra métrica de color alterna es la propuesta por Yang and Sowmya [92], UCIQE, que utiliza la desviación estándar en el espacio Lab junto con otros factores; sin embargo, aquí nos centramos en la definición de Panetta.)*

Underwater Image Sharpness Measure (UISM) La UISM cuantifica la *nitidez* o nivel de detalle de la imagen, asumiendo que una imagen de mayor calidad debe mostrar bordes bien definidos. Una forma común de medir la nitidez es evaluar la magnitud de las componentes de alta frecuencia. Panetta et al. utilizan un enfoque basado en el cálculo de *EME (Edge Magnitude Enhancement)* [91]. Primero, se obtiene una imagen de bordes para cada canal de color (por ejemplo, aplicando un filtro Laplaciano o de Sobel sobre R, G y B). Denotemos por edges_R la imagen de bordes del canal rojo, etc. Luego, se divide cada imagen de bordes en bloques pequeños y para cada bloque (i, j) se halla la intensidad máxima $E^{(ij)}_{\text{máx}}$ y mínima $E^{(ij)}_{\text{mín}}$ dentro del bloque. El *contraste de borde* en ese bloque se define como $C^{(ij)} = \frac{E^{(ij)}_{\text{máx}}}{E^{(ij)}_{\text{mín}}+\epsilon}$ (para un ϵ muy pequeño que evite división por cero). Tradicionalmente se expresa en decibelios:

$$\text{EME}_{(ij)} = 20 \log_{10} \frac{E^{(ij)}_{\text{máx}}}{E^{(ij)}_{\text{mín}}}.$$

Luego, la medida EME global de la imagen de bordes es el promedio de $C^{(ij)}$ sobre todos los bloques [91]. Finalmente, para combinar los tres canales, se toma un promedio ponderado de las EME de cada canal según la contribución de cada uno a la luminancia percibida:

$$\text{UISM} = \alpha_R \,\text{EME}(\text{edges}_R) + \alpha_G \,\text{EME}(\text{edges}_G) + \alpha_B \,\text{EME}(\text{edges}_B).$$

Usualmente se eligen $\alpha_R = 0{,}299$, $\alpha_G = 0{,}587$, $\alpha_B = 0{,}114$, que corresponden a la sensibilidad del ojo humano a cada color (misma ponderación que en NTSC para luminancia) [91]. En esencia, la UISM resulta ser mayor cuanto más acentuados y numerosos sean los bordes presentes en la imagen mejorada. Una imagen borrosa o con efecto de bruma tendrá valores edges_c muy bajos y homogéneos (pocos contrastes locales), produciendo una UISM baja; mientras que una imagen nítida presentará altos valores locales de Laplaciano/Sobel en muchos bloques, arrojando UISM alta. Cabe señalar que un incremento exagerado de nitidez puede también realzar ruido de alta frecuencia, por lo que se interpreta UISM en conjunto con las otras métricas para evitar conclusiones erróneas. *(*Nota:* una implementación más sencilla de UISM es calcular simplemente la varianza del Laplaciano de la imagen en escala de grises [91], lo cual equivale conceptualmente a lo descrito arriba. Ambos enfoques miden contenido de alta frecuencia.)*

Underwater Image Contrast Measure (UIConM) La UIConM estima el *contraste global* de la imagen. Mientras que UISM se enfocaba en contrastes locales en bordes, UIConM evalúa la separación general entre regiones claras y oscuras en la imagen. Un método para calcularla es aplicar nuevamente la idea de EME pero sobre la imagen original. Es decir, se divide la imagen (o cada canal) en bloques, calculando en cada uno la razón $I_{\text{máx}}/I_{\text{mín}}$ de intensidades, y luego promediando en toda la imagen [91]. Alternativamente, muchos autores utilizan la desviación estándar de la luminancia como indicador de contraste [91, 92]. Sea $I(i, j)$ la

intensidad en escala de grises (p.ej. el canal Y de YCbCr) y $\bar{I}$ el promedio de I sobre la imagen. Definimos:

$$\text{UIConM} = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{i,j}\left(I(i,j)-\bar{I}\right)^2},$$

es decir, la desviación estándar de los niveles de gris de la imagen. Un valor UIConM alto indica que el histograma de intensidades está muy extendido (imagen con zonas muy oscuras y muy claras bien repartidas), mientras que un valor bajo indica que la imagen es "plana"(casi todos los píxeles con intensidades similares, como ocurre bajo fuerte neblina). Tras una mejora de contraste exitosa (por ejemplo, ecualización), es de esperar que UIConM aumente sustancialmente respecto a la imagen original degradada. En la práctica, la definición original de Panetta et al. computa la EME por canal de color y las promedia [91], lo cual suele correlacionar bien con la desviación estándar de la luminancia. Ambas interpretaciones reflejan el mismo fenómeno: mayor rango dinámico y separación de intensidades implica mejor contraste.

Underwater Image Quality Measure (UIQM) La métrica UIQM, propuesta por Panetta et al. [91], combina las tres métricas anteriores en un único índice escalar de calidad. La idea es ponderar las dimensiones de color, nitidez y contraste según su contribución a la calidad percibida global. La UIQM se define como:

$$\text{UIQM} \;=\; C_1 \cdot \text{UICM} \;+\; C_2 \cdot \text{UISM} \;+\; C_3 \cdot \text{UIConM}\,, \tag{4}$$

donde C_1, C_2, C_3 son pesos constantes. Basándose en experimentos subjetivos, Panetta et al. sugieren $C_1 = 0{,}0282$, $C_2 = 0{,}2953$, $C_3 = 0{,}4761$ [91]. Estos valores normalizan las diferentes escalas numéricas de UICM, UISM y UIConM, a la vez que otorgan una mayor influencia al contraste (que suele ser el factor más notorio en la percepción de calidad). Un valor UIQM más alto implica una imagen de mejor calidad visual percibida: colores más naturales y vívidos, detalles más claros y buen contraste global. Por ejemplo, si una fotografía submarina original tiene UIQM = 1.5 y tras procesarla obtenemos UIQM = 3.0, podemos inferir que la mejora ha sido significativa en términos de apariencia general. En la literatura, la UIQM se utiliza ampliamente para comparar algoritmos de realce de imágenes submarinas cuando no se dispone de imagen de referencia [79, 91]. Conviene mencionar que, al ser lineal, esta métrica puede no capturar todos los matices de la calidad visual (por ejemplo, es ciega a la presencia de artefactos espaciales como halos), por lo que debe complementarse con evaluación humana cuando sea posible. No obstante, en ausencia de referencias, una mejora consistente en UICM, UISM, UIConM y UIQM proporciona evidencia objetiva de que la imagen procesada es más adecuada para análisis que la original degradada.

En nuestro proyecto, usaremos estas métricas para validar cuantitativamente los resultados. Un buen algoritmo de restauración de color submarino debería incrementar la UICM (colores más equilibrados y vivos), la UISM (imagen más nítida) y la UIConM (mayor contraste) respecto a la imagen sin procesar, reflejándose todo ello en un UIQM total más alto.

Esto nos permitirá respaldar numéricamente las mejoras visuales obtenidas en las etapas de realce de color, clasificación de corales y detección de blanqueamiento.

2.6. Deep Learning y Clasificación Jerárquica

2.6.1. Redes Neuronales Convolucionales (CNN)

Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) se consolidaron como familia dominante en visión por computador tras el hito de *AlexNet* en ImageNet [5, 93]. A diferencia de redes densas, las CNN explotan *conectividad local* y *compartición de pesos* mediante convoluciones, lo que permite aprender patrones espaciales jerárquicos con buena eficiencia de parámetros [7]. Un bloque CNN típico (Figura 19) combina: (i) convoluciones 2D de tamaño reducido (p. ej., 3×3) con *stride* y *padding* controlados; (ii) no linealidades (p. ej., ReLU) [94]; (iii) normalización de activaciones (p. ej., *Batch Normalization*) [95]; y (iv) operaciones de reducción espacial (*downsampling*) como *max-pooling* o convoluciones estridadas [7]. La composición progresiva de estos bloques induce representaciones que van desde rasgos de bajo nivel (bordes, microtexturas) hasta rasgos semánticos de alto nivel útiles para la clasificación.

Evolución histórica breve. Las primeras redes convolucionales modernas se remontan a *LeNet-5* [96], pero el verdadero punto de inflexión llegó con *AlexNet* [5], la primera CNN profunda entrenada con GPU que demostró el potencial del aprendizaje profundo a gran escala. Este modelo popularizó el uso de la activación ReLU, la regularización mediante *dropout* y el *data augmentation*, marcando el inicio de una nueva etapa en la visión por computador.

El diseño de *AlexNet* se estructuró como una secuencia jerárquica de capas convolucionales y totalmente conectadas, donde las primeras extraen características visuales simples —como bordes y texturas— y las últimas aprenden representaciones de alto nivel relacionadas con la forma y el contenido semántico. En la Figura 16 se muestra esquemáticamente esta arquitectura: cinco capas convolucionales intercaladas con operaciones de normalización local y *max-pooling*, seguidas de tres capas densas y una salida *softmax* encargada de la clasificación final. Esta disposición refleja la idea fundamental de las CNN: construir representaciones progresivamente más abstractas a partir de los píxeles originales de la imagen.

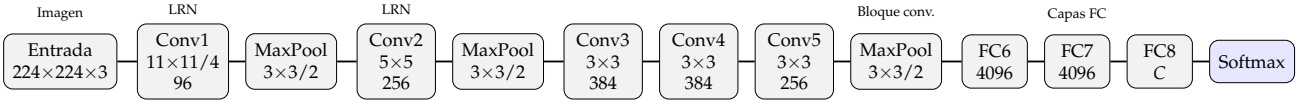


FIGURA 16: Arquitectura de AlexNet: 5 capas convolucionales con *ReLU*, normalización local (LRN) y *max-pooling*, seguidas de 3 capas totalmente conectadas y *softmax*. Adaptado de Krizhevsky et al. [5].

El éxito de *AlexNet* abrió la puerta a nuevas variantes más profundas y eficientes. *VGG* [97] simplificó la topología usando filtros 3×3 apilados; *Inception* [98] introdujo convoluciones multi-escala dentro de un mismo bloque; y *ResNet* [6] resolvió el problema de la degradación mediante conexiones residuales. La Tabla 3 resume la evolución de estas arquitecturas y su impacto en la visión por computador moderna.

CUADRO 3: Resumen conceptual de arquitecturas representativas en clasificación visual.

Arquitectura	**Idea clave (resumen)**	**Ref.**
LeNet-5	Primeras CNN modernas para reconocimiento de dígitos; conv+pool+MLP.	[96]
AlexNet	Entrenamiento profundo en GPU, ReLU, *dropout*, *augmentation*.	[5]
VGG	Pilas de conv 3×3 simples y profundas.	[97]
ResNet	Conexiones residuales que habilitan gran profundidad.	[6]
DenseNet	Conectividad densa y reutilización de rasgos con buen flujo de gradiente.	[99]
EfficientNet	*Scaling* conjunto (profundidad, ancho, resolución) eficiente.	[100]
ViT	Parches como *tokens* + autoatención pura (dependencias largas).	[101]

Bloques y principios operativos. Una capa convolucional aprende un banco de filtros $\{W_k\}$ que se deslizan sobre la imagen (o mapa de características), generando mapas de activación por *correlación* espacial. El *stride* controla la reducción espacial y el *padding* evita recortes en bordes. La normalización (p. ej., *BatchNorm*) estabiliza el flujo de gradientes y acelera el aprendizaje [95], mientras que las no linealidades (ReLU) mitigan saturación y facilitan la optimización [94]. La reducción espacial puede realizarse con *pooling* o con convoluciones estridadas; al final, un *global average pooling* o una cabeza lineal produce puntuaciones por clase [7]. En arquitecturas residuales (Figura 17), la suma de atajo $\mathbf{y} = \mathbf{x} + F(\mathbf{x})$ permite entrenar redes profundas manteniendo un flujo de gradiente saludable [6].

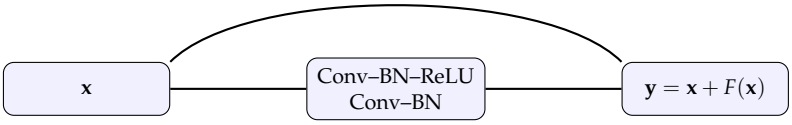


FIGURA 17: Bloque residual que facilita el entrenamiento profundo al permitir el flujo directo del gradiente [6].

A medida que estas operaciones se encadenan a lo largo de la red, los filtros aprenden representaciones cada vez más abstractas del contenido visual. Las primeras capas tienden a capturar bordes, colores o texturas simples, mientras que las intermedias y finales responden a patrones complejos y estructuras semánticas como formas o partes de objetos. Esta jerarquía de representaciones es clave para entender cómo las CNN logran generalizar a partir de datos visuales. En la Figura 18 se ilustra esta progresión: las activaciones tempranas muestran patrones de bajo nivel (bordes y gradientes), las capas intermedias revelan combinaciones más elaboradas (motivos o texturas), y las finales responden a composiciones de alto nivel que corresponden a entidades completas del objeto. De este modo, la red transforma gradualmente la información espacial en una descripción conceptual del contenido de la imagen.

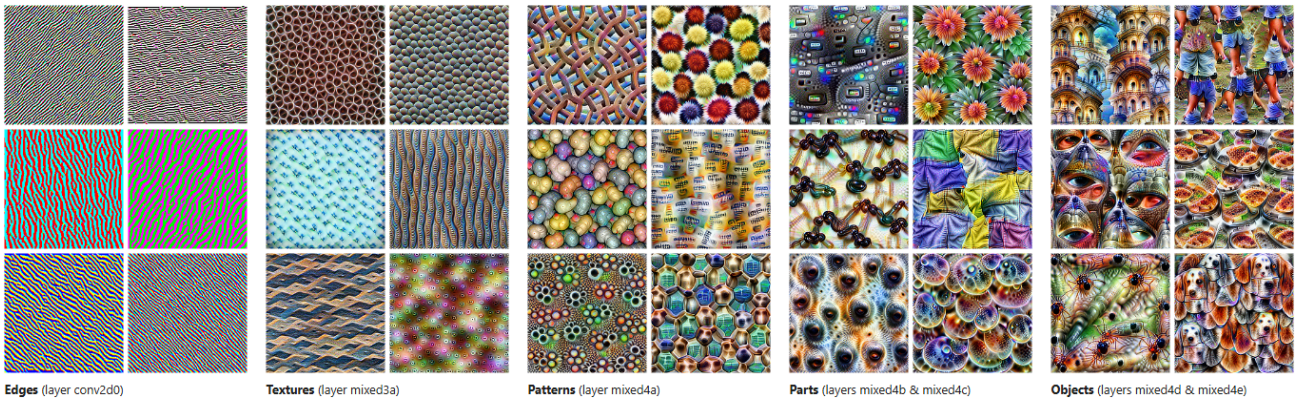


FIGURA 18: Evolución de las características aprendidas por una CNN (GoogLeNet) desde capas tempranas (bordes) a intermedias (texturas/patrones) y tardías (partes/objetos). Adaptado de Olah et al. [102].

Modelos representativos y contraste. *VGG* prioriza simplicidad (bloques 3×3 apilados) a costa de un mayor número de parámetros [97]. *ResNet* introduce bloques residuales que facilitan entrenar redes muy profundas con mejor generalización [6]. *DenseNet* conecta densamente cada capa con todas las posteriores, promoviendo reutilización de características y mejor flujo de gradiente con menos parámetros [99]. *EfficientNet* propone un *scaling* conjunto (profundidad–ancho–resolución) con alta eficiencia [100]. Por contraste, *ViT* reemplaza convoluciones por autoatención global sobre parches, lo que mejora el modelado de dependencias largas pero suele requerir preentrenamiento a gran escala [101]. En síntesis, las CNN siguen siendo *backbones* muy competitivos, especialmente cuando se dispone de preentrenamiento y *fine-tuning* eficaces.

Transferencia de aprendizaje. La *transferencia* reutiliza representaciones aprendidas (p. ej., en ImageNet) para tareas objetivo con menos datos, con convergencia más rápida y mejor

desempeño que el entrenamiento desde cero [93, 103]. La evidencia muestra que capas tempranas codifican rasgos genéricos, mientras que capas tardías requieren reajuste para la nueva distribución [103]. Regularizadores como *dropout* y técnicas de *data augmentation* apoyan la generalización [7, 104].

Limitaciones y consideraciones. Entre las limitaciones generales se encuentran la sensibilidad a desplazamientos de dominio (p. ej., colorimetría subacuática), la necesidad de datos anotados de calidad y la interpretabilidad limitada de las decisiones. Un preprocesamiento cuidadoso, normalizaciones adecuadas y técnicas de explicabilidad ayudan a mitigar estos efectos [7].

Para enmarcar estas consideraciones en la estructura computacional que las origina, la Figura 19 sintetiza el flujo mínimo de una CNN: bloques convolucionales con normalización y no linealidades encadenados con reducciones espaciales progresivas hasta una agregación global y la cabeza de clasificación. Este esquema permite visualizar por qué decisiones de diseño como la normalización, el *downsampling* o el *global average pooling* inciden directamente en la robustez frente a cambios de dominio y en la interpretabilidad de las activaciones internas.

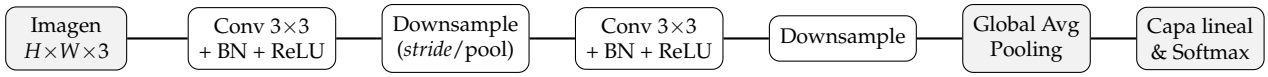


FIGURA 19: Esquema básico de una CNN con bloques convolucionales, normalización, no linealidades y reducción espacial progresiva [7].

En síntesis, la arquitectura mostrada explica el papel central de la normalización y del preprocesamiento en la estabilidad del entrenamiento y sugiere dónde aplicar técnicas de explicabilidad (p. ej., sobre mapas de activación o tras la agregación global) para entender mejor las decisiones del modelo.

2.6.2. Clasificación Jerárquica

En numerosos dominios, las clases presentan una organización natural en forma de *jerarquía*, estructurada como un árbol o un grafo acíclico dirigido (DAG). En el caso de los arrecifes, esta jerarquía se corresponde con la taxonomía biológica —familia, género y especie— que describe las relaciones de pertenencia entre los organismos. La Fig. 20 ilustra esta estructura general de rangos taxonómicos, desde el dominio hasta la especie, proporcionando el marco conceptual sobre el cual se fundamenta la clasificación jerárquica.

A diferencia de un enfoque *plano*, donde un único modelo intenta predecir directamente la especie, la clasificación jerárquica incorpora la información de las relaciones entre niveles taxonómicos. De este modo, las predicciones se vuelven *consistentes* con la jerarquía biológica: si una especie pertenece a un género determinado, este a su vez debe estar vinculado a la familia correcta. La Fig. 21 ejemplifica esta instancia particular de la jerarquía utilizada en el modelo propuesto, en la que las salidas se estructuran según la relación familia → género

→ especie. Este esquema no solo mejora la interpretabilidad de las decisiones, sino que también permite asignar penalizaciones diferenciadas a los errores según su distancia dentro del árbol taxonómico, favoreciendo una predicción más robusta y coherente.

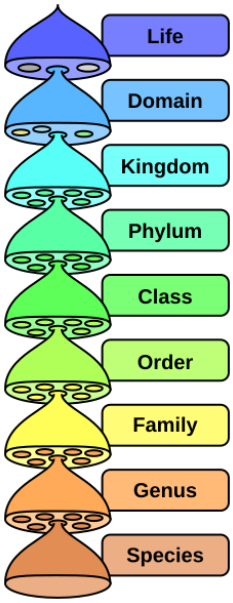


FIGURA 20: Esquema de rangos taxonómicos (Dominio → Especie). Adaptado de L. Pengo, *Wikimedia Commons*, licencia CC BY-SA 3.0.

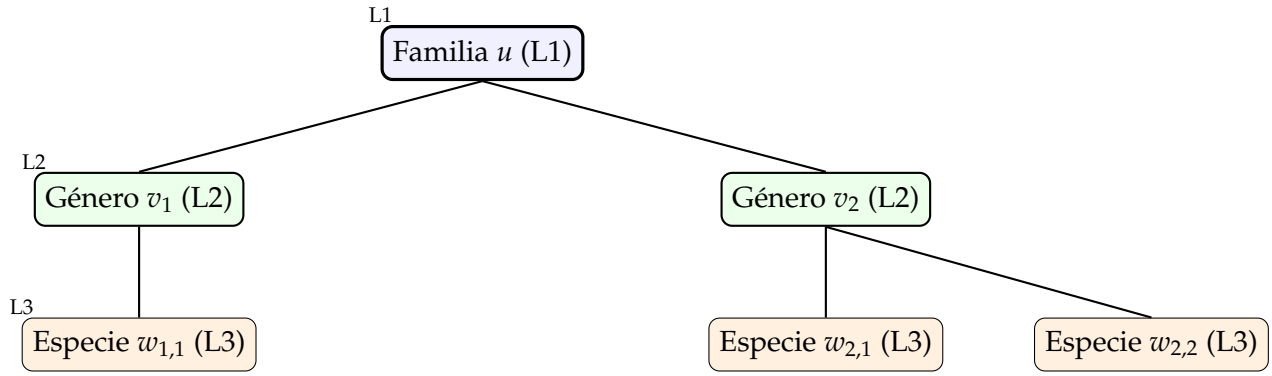


FIGURA 21: Ejemplo de jerarquía taxonómica objetivo (familia → género → especie) que el modelo debe respetar.

Formulación. Sea $\mathcal{T}$ la jerarquía con niveles L_1 (familia), L_2 (género) y L_3 (especie). Dado un backbone $f_\theta(\cdot)$ que produce una representación $\mathbf{h}$, definimos tres cabezas:

$$\mathbf{p}^{(1)} = \text{softmax}\big(W_1\mathbf{h}\big), \quad \mathbf{p}^{(2)} = \text{softmax}\big(W_2\mathbf{h}\big), \quad \mathbf{p}^{(3)} = \text{softmax}\big(W_3\mathbf{h}\big),$$

donde $\mathbf{p}^{(\ell)}$ es la distribución en el nivel ℓ. La probabilidad de un *camino* (y_1, y_2, y_3) se puede factorizar como

$$P(y_1, y_2, y_3) = P(y_1)\, P(y_2 \mid y_1)\, P(y_3 \mid y_2),$$

que en práctica implementamos con máscaras (sección *decodificación*) o con cabezas condicionales.

Estrategias de arquitectura.

1. **Plana (baseline).** Una sola cabeza a especie y luego se mapea a género/familia por tabla. Simple, pero ignora la jerarquía y es más frágil con pocos datos por especie.
2. **Multicabeza paralela (MTL).** Un único backbone y tres cabezas $L_1/L_2/L_3$ con entrenamiento multi-tarea [105]. Mejora la representación compartida y permite supervisión incluso cuando faltan etiquetas finas.
3. **Clasificador local por nodo padre (LCPN).** Se enruta: primero familia, luego un clasificador sólo para los géneros *hijos* de esa familia, y así sucesivamente. Reduce confusiones entre ramas no relacionadas y es eficiente cuando el número de especies es grande [106].

Funciones de pérdida. Sea $\mathcal{L}_{\mathrm{CE}}(\mathbf{p}^{(\ell)}, y_\ell)$ la entropía cruzada en el nivel ℓ.

$$\mathcal{L}_{\mathrm{MTL}} = \lambda_1\, \mathcal{L}_{\mathrm{CE}}\big(\mathbf{p}^{(1)}, y_1\big) + \lambda_2\, \mathcal{L}_{\mathrm{CE}}\big(\mathbf{p}^{(2)}, y_2\big) + \lambda_3\, \mathcal{L}_{\mathrm{CE}}\big(\mathbf{p}^{(3)}, y_3\big), \tag{5}$$

$$\mathcal{L}_{\mathrm{cons}} = \sum_{u \in L_1} \Big| \, p_u^{(1)} - \sum_{v \in \mathrm{child}(u)} p_v^{(2)} \, \Big| + \sum_{v \in L_2} \Big| \, p_v^{(2)} - \sum_{w \in \mathrm{child}(v)} p_w^{(3)} \, \Big|, \tag{6}$$

$$\mathcal{L}_{\mathrm{focal}} = \sum_{\ell} \lambda_\ell\, \mathrm{Focal}\big(\mathbf{p}^{(\ell)}, y_\ell; \gamma\big) \quad \text{(para desbalance de clases).} \tag{7}$$

La pérdida total típica es:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\mathrm{MTL}} + \alpha\, \mathcal{L}_{\mathrm{cons}} + \beta\, \mathcal{L}_{\mathrm{focal}}.$$

La regularización de *consistencia* (6) aproxima la restricción deseada "la probabilidad del padre es la suma de las probabilidades de sus hijos". Alternativamente puede usarse una divergencia KL con las sumas de hijos.

Entrenamiento (multicabeza con consistencia). El Algoritmo 1 resume el procedimiento de entrenamiento para el esquema MTL con regularización de consistencia y manejo de etiquetas faltantes.

Algoritmo 1 Entrenamiento multicabeza con regularización de consistencia

Require: Conjunto $\mathcal{D} = \{(x_i, y_{1,i}, y_{2,i}, y_{3,i})\}$ (algunas $y_{\ell,i}$ pueden faltar); mapa de hijos $\texttt{child}(\cdot)$ de $\mathcal{T}$; hiperparámetros $\alpha, \beta, \lambda_\ell, \gamma$.
Ensure: Parámetros θ, W_1, W_2, W_3.

for época $= 1$ **to** E **do**
  for all minilotes $\mathcal{B} \subset \mathcal{D}$ **do**
    (forward) Para cada $x \in \mathcal{B}$: $\mathbf{h} \leftarrow f_\theta(x)$; $\mathbf{p}^{(1)} \leftarrow \text{softmax}(W_1\mathbf{h})$; $\mathbf{p}^{(2)} \leftarrow \text{softmax}(W_2\mathbf{h})$; $\mathbf{p}^{(3)} \leftarrow \text{softmax}(W_3\mathbf{h})$.
    $\mathcal{L}_{\text{MTL}} \leftarrow \sum_{(x,y)\in\mathcal{B}} \sum_{\ell=1}^{3} \lambda_\ell \, \mathbb{1}[y_\ell \text{ disp.}] \, \mathcal{L}_{\text{CE}}\big(\mathbf{p}^{(\ell)}, y_\ell\big)$
    $\mathcal{L}_{\text{cons}} \leftarrow \sum_{u\in L_1} \Big| p_u^{(1)} - \sum_{v\in \text{child}(u)} p_v^{(2)} \Big| + \sum_{v\in L_2} \Big| p_v^{(2)} - \sum_{w\in \text{child}(v)} p_w^{(3)} \Big|$
    $\mathcal{L}_{\text{focal}} \leftarrow \sum_{\ell=1}^{3} \lambda_\ell \, \mathbb{1}[y_\ell \text{ disp.}] \, \text{Focal}\big(\mathbf{p}^{(\ell)}, y_\ell; \gamma\big)$
    $\mathcal{L} \leftarrow \mathcal{L}_{\text{MTL}} + \alpha \, \mathcal{L}_{\text{cons}} + \beta \, \mathcal{L}_{\text{focal}}$
    Actualizar θ, W_1, W_2, W_3 con Adam/SGD usando $\nabla\mathcal{L}$

Decodificación e inferencia.

- **Ruta argmax (top-down).** Elegir $\hat{y}_1 = \arg\max \mathbf{p}^{(1)}$; restringir $\mathbf{p}^{(2)}$ a los hijos de $\hat{y}_1$ (enmascarar y re-normalizar); elegir $\hat{y}_2$ y repetir para especie.
- **Puntaje de camino.** Calcular $s(y_1, y_2, y_3) = \log p_{y_1}^{(1)} + \log p_{y_2}^{(2)} + \log p_{y_3}^{(3)}$ (tras máscara por jerarquía) y seleccionar el camino de mayor puntaje. Útil para *top-k* jerárquico.

El Algoritmo 2 formaliza la inferencia jerárquica con enmascaramiento de nodos incompatibles.

Algoritmo 2 Inferencia jerárquica top-down con enmascaramiento

Require: Ejemplo x; modelo f_θ, W_1, W_2, W_3; mapa $\texttt{child}(\cdot)$
Ensure: Predicción $(\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3)$

$\mathbf{h} \leftarrow f_\theta(x)$
$\mathbf{p}^{(1)} \leftarrow \text{softmax}(W_1\mathbf{h})$; $\mathbf{p}^{(2)} \leftarrow \text{softmax}(W_2\mathbf{h})$; $\mathbf{p}^{(3)} \leftarrow \text{softmax}(W_3\mathbf{h})$
$\hat{y}_1 \leftarrow \arg\max \mathbf{p}^{(1)}$
Enmascarar $\mathbf{p}^{(2)}[v] = 0$ si $v \notin \texttt{child}(\hat{y}_1)$; re-normalizar $\mathbf{p}^{(2)}$
$\hat{y}_2 \leftarrow \arg\max \mathbf{p}^{(2)}$
Enmascarar $\mathbf{p}^{(3)}[w] = 0$ si $w \notin \texttt{child}(\hat{y}_2)$; re-normalizar $\mathbf{p}^{(3)}$
$\hat{y}_3 \leftarrow \arg\max \mathbf{p}^{(3)}$
return $(\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3)$

Etiquetas incompletas y *label smoothing* jerárquico. Si una imagen sólo tiene familia/género, se optimizan los términos disponibles en (5). Puede usarse *label smoothing* que reparte una fracción ε de probabilidad hacia ancestros/hermanos cercanos, lo que estabiliza el aprendizaje en clases finas escasas.

Desbalance y muestreo. Arrecifes suelen estar muy desbalanceados por especie. Además de *Focal Loss*, son útiles: muestreo estratificado por especie, *class-balanced loss* y *re-weighting* por frecuencia efectiva.

Aumentos y preentrenamiento. Para robustez subacuática: *ColorJitter* (matiz/saturación), perturbaciones de balance de blancos, *Gaussian blur*, *CutMix/MixUp*; y preentrenamiento en ImageNet + *fine-tuning* con el pipeline de corrección de color definido en §2.6.1–§2.6.2.

2.6.3. Métricas de Evaluación en Clasificación

En tareas de clasificación es fundamental contar con métricas de desempeño que cuantifiquen la calidad de las predicciones desde diversas perspectivas. A continuación se describen las principales métricas de evaluación, abarcando desde las más **estándar** hasta las adecuadas para **desbalance de clases**, así como **métricas jerárquicas**, **Top-k** y consideraciones **específicas del contexto** de clasificación de corales.

Matriz de confusión. La evaluación del rendimiento de un modelo de clasificación se fundamenta en la *matriz de confusión*, la cual resume las predicciones del modelo en una tabla de doble entrada donde cada fila representa una *clase real* y cada columna una *clase predicha*. En el caso binario (positivo/negativo), esta estructura permite identificar cuatro conteos esenciales: Verdaderos Positivos (TP), Falsos Positivos (FP), Verdaderos Negativos (TN) y Falsos Negativos (FN). La Fig. 22 muestra esta distribución, donde los valores en la diagonal principal (en verde) corresponden a las clasificaciones correctas, mientras que los elementos fuera de la diagonal (en rojo) representan los errores. A partir de estas cuatro cantidades se derivan las métricas clásicas que caracterizan el desempeño del modelo, como la *exactitud* (*accuracy*), la *precisión*, el *recall* y la medida F_1, que permiten analizar de manera complementaria la capacidad del sistema para distinguir correctamente las clases.

Exactitud (*Accuracy*). La *exactitud* mide la proporción de predicciones correctas sobre el total de ejemplos evaluados. Se define como en la Ec. 8 y corresponde al porcentaje de instancias clasificadas correctamente (ya sea como positivas o negativas). Si bien es una métrica intuitiva y ampliamente utilizada, puede resultar engañosa cuando el conjunto de datos está desbalanceado; en esos casos conviene complementarla con métricas adicionales (*precision*, *recall*, F_1, PR/AUC), que capturan mejor el rendimiento en la clase minoritaria [107, 108].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \tag{8}$$

		Predicha	
		Positivo	**Negativo**
Real	**Positivo**	TP	FN
	Negativo	FP	TN
	Total	$TP+FP$	$FN+TN$

FIGURA 22: Distribución de la matriz de confusión binaria. La diagonal verde indica aciertos (TP, TN), mientras que las celdas rojas representan errores de clasificación (FP, FN). Los totales por fila y columna sirven como base para calcular métricas como precisión, recall y F_1.

que corresponde al porcentaje de instancias clasificadas correctamente (ya sea como positivas o negativas) [109]. Si bien es una métrica intuitiva y ampliamente utilizada, puede resultar engañosa cuando el conjunto de datos está desbalanceado (por ejemplo, alta exactitud prediciendo siempre la clase mayoritaria). En esos casos se emplean métricas complementarias, como se discute más adelante.

Precisión y Recall. Para evaluar el desempeño sobre la clase positiva (p. ej., detección de una familia de coral de interés) se usan la *precisión* (*precision*) y la *recuperación* (*recall* / sensibilidad). La **precisión** P indica la fracción de predicciones positivas que realmente son correctas (pureza), mientras que el **recall** R indica la fracción de positivos reales que el modelo logra detectar (cobertura). Estas métricas suelen presentar un compromiso (*trade-off*) al variar el umbral de decisión, por lo que se reportan conjuntamente [107, 108]. Matemáticamente:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \qquad R = \frac{TP}{TP + FN}. \tag{9}$$

Estas métricas son antagónicas hasta cierto punto: un modelo puede lograr alta precisión sacrificando *recall* (p. ej., siendo muy conservador al predecir sólo cuando está muy seguro), o viceversa. Por ello, es común reportarlas conjuntamente, especialmente en tareas donde ambos tipos de errores (falsos positivos y falsos negativos) tienen consecuencias relevantes [108]. Además, puede definirse la **especificidad** (Specificity $= \frac{TN}{TN+FP}$), que mide la proporción de negativos correctamente identificados (complemento del *recall* en problemas binarios).

Puntuación F_1. La métrica F_1 (o *F1-Score*) es la media armónica entre precisión y *recall*; resume en un único valor el equilibrio entre pureza y cobertura. Un F_1 alto exige simultáneamente alta precisión y alto *recall*, por lo que resulta útil cuando ambos son relevantes para la tarea [107, 110]. Combina ambas en un solo valor equilibrado, calculado como:

$$F_1 \;=\; 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R}\,, \tag{10}$$

donde P es la precisión y R el *recall*. Un F_1 alto sólo se obtiene cuando tanto la precisión como el *recall* son altos, por lo que es útil para tener una visión global del desempeño en la clase positiva [111]. En clasificación multiclase, suele reportarse el F_1 de cada clase positiva de interés, o bien promediado según criterios que veremos en métricas para datos desbalanceados.

Curvas ROC y AUC. Mientras las métricas anteriores evalúan el rendimiento para un umbral fijo de decisión (p. ej., clasificar como positivo si la probabilidad predicha $> 0{,}5$), las *curvas ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) permiten evaluar el clasificador a través de *todos* los umbrales posibles. Una curva ROC traza la *tasa de verdaderos positivos* (TPR, también llamada *recall* o sensibilidad, $R = \frac{TP}{TP+FN}$) frente a la *tasa de falsos positivos* (FPR $= \frac{FP}{FP+TN} = 1 -$ especificidad). El resumen escalar más usado es el *área bajo la curva* (AUC-ROC): AUC $= 1$ indica un modelo perfecto, AUC $= 0{,}5$ corresponde a un modelo aleatorio (la diagonal), y valores intermedios reflejan mayor o menor capacidad discriminativa [112]. La Fig. 23 ilustra ejemplos típicos: cuanto más se aproxima la curva al vértice superior izquierdo, mejor es la discriminación entre clases.

La ROC/AUC describe la *discriminación* del modelo de manera independiente del umbral, por lo que resulta especialmente útil cuando los costos de error o la prevalencia pueden variar tras el despliegue. No obstante, en escenarios con clases *muy desbalanceadas* la ROC puede ofrecer una impresión demasiado optimista del rendimiento sobre la clase minoritaria, ya que la FPR puede permanecer baja incluso con muchos falsos positivos en términos absolutos. En tales casos conviene complementarla (o incluso sustituirla) por la *curva Precision–Recall* (PR), que grafica la precisión $P = \frac{TP}{TP+FP}$ frente al recall R y cuyo área (AP, *Average Precision*) enfatiza el comportamiento sobre los positivos detectados [113, 114]. Diversos estudios muestran que PR/AP es más informativa que ROC/AUC cuando la prevalencia de la clase positiva es baja o cuando interesa priorizar la pureza de las detecciones [113, 114].

En clasificación multiclase, la AUC suele extenderse con el esquema *uno contra el resto*, promediando AUC binarias con promedio *macro* y *micro*; o con la generalización de Hand y Till [115], que promedia por pares de clases. Además de AUC, es buena práctica reportar las curvas ROC y/o PR junto con *intervalos de confianza* (por ejemplo, mediante *bootstrap*) y, para el umbral operativo elegido, las métricas puntuales (precisión, *recall*, F_1) a fin de lograr una interpretación completa.

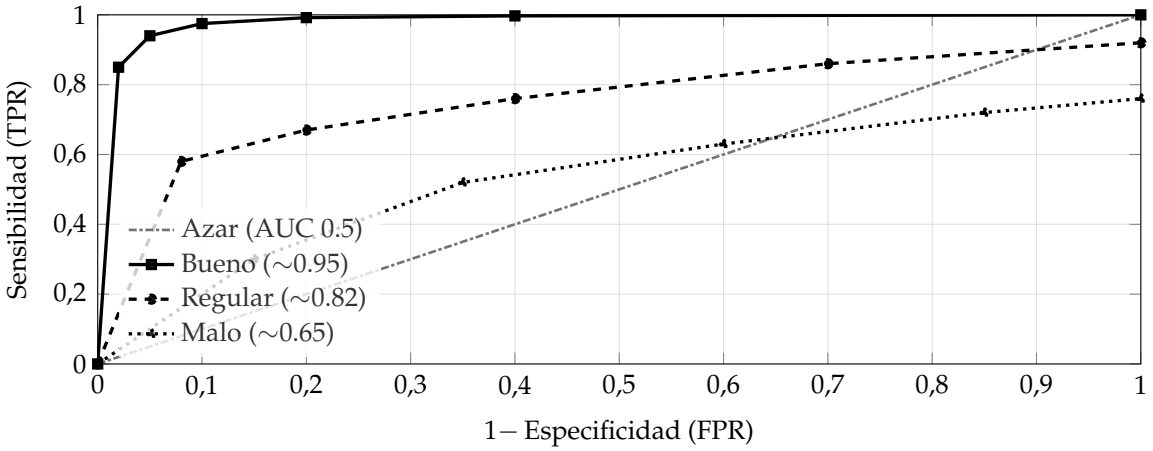


FIGURA 23: Curvas ROC comparativas. Líneas y marcadores diferenciados (apto para impresión en escala de grises).

Métricas para clases desbalanceadas. Cuando las distribuciones de clases son muy desiguales (p. ej., algunas especies de coral con muchas más muestras que otras), las métricas globales pueden ocultar el desempeño en clases minoritarias. Para abordarlo, se utilizan promedios por clase (macro), agregados a nivel de instancia (micro) y promedios ponderados por soporte (weighted), además de medidas robustas como la exactitud balanceada [107, 108].

En clasificación multiclase se distinguen los promedios *macro*, *micro* y *ponderado* (weighted) de métricas como precisión, *recall* y F_1.

Promedio macro. Calcula la métrica por clase y luego promedia aritméticamente asignando el mismo peso a cada clase, sin importar su frecuencia. Refleja el rendimiento típico por clase y es apropiado cuando interesa tratar por igual a clases minoritarias y mayoritarias [108].

Para precisión (análogo para *recall* y F_1):

$$\text{Precisión}_{\text{macro}} = \frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}\frac{TP_i}{TP_i + FP_i}\,.$$

Este promedio refleja el rendimiento típico por clase.

Promedio micro. Suma todos los conteos TP, FP, TN, FN a través de las clases y luego calcula la métrica global; equivale a ponderar cada clase por su soporte (número de instancias). En problemas multiclase de etiqueta única, la precisión micro coincide con el *recall* micro y con la *accuracy* global [108].

$$TP_{\text{micro}} = \sum_i TP_i, \quad FP_{\text{micro}} = \sum_i FP_i, \quad \text{Precisión}_{\text{micro}} = \frac{TP_{\text{micro}}}{TP_{\text{micro}} + FP_{\text{micro}}}\,.$$

En problemas multiclase de una sola etiqueta, $\text{Precisión}_{\text{micro}} = \text{Recall}_{\text{micro}}$ y coincide con la exactitud global.

Promedio ponderado (weighted). Es similar al macro, pero pondera la contribución de cada clase por su proporción en el conjunto (soporte). Para F_1, el $F_{1,\text{weighted}}$ evita que las clases minoritarias con bajo desempeño se diluyan en el promedio y, a la vez, impide que una clase con muy poco soporte domine el $F_{1,\text{macro}}$ [108].

Si $w_i = \frac{n_i}{N}$ es el peso de la clase i (soporte n_i sobre total N), entonces

$$\text{Métrica}_{\text{weighted}} = \sum_{i=1}^{C} w_i \, \text{Métrica}_i \, .$$

Para F_1, el $F_{1,\text{weighted}}$ evita que las clases minoritarias con bajo desempeño se diluyan en el promedio, y a la vez impide que una clase con muy poco soporte domine el $F_{1,\text{macro}}$ [116].

Otra métrica útil en escenarios desbalanceados es la **Exactitud balanceada.** En problemas binarios, se define como el promedio entre sensibilidad y especificidad; generalizada a multiclase, equivale al *promedio macro del recall* (tasa de verdaderos positivos por clase). De esta forma valora por igual el acierto en cada clase y corrige el sesgo de la *accuracy* estándar hacia la clase mayoritaria [117].

$$\text{BalancedAcc} \;=\; \tfrac{1}{2}\left(\frac{TP}{TP+FN} \;+\; \frac{TN}{TN+FP}\right).$$

Generalizada a multiclase, la exactitud balanceada equivale al *promedio macro del recall* (tasa de verdaderos positivos por clase) [117]. Esta métrica valora por igual el acierto en cada clase, corrigiendo el sesgo de la exactitud estándar hacia la clase mayoritaria. De hecho, es equivalente a la métrica llamada *recall macro* o *sensitivity macro* [109].

Adicionalmente, existen medidas que incorporan un ajuste por azar. La **Kappa de Cohen** (κ) compara la precisión observada del modelo con la que se obtendría por coincidencia aleatoria, cuantificando la concordancia más allá del azar [118, 119]. Se calcula según la Ec. 11.

$$\kappa \;=\; \frac{p_o - p_e}{1 - p_e}\,, \tag{11}$$

donde p_o es la precisión observada (p. ej., la *accuracy*) y p_e la precisión esperada por azar (a partir de las distribuciones de clases reales y predichas). Valores cercanos a 1 indican concordancia casi perfecta; $\kappa = 0$ sugiere desempeño equivalente al azar; valores negativos indican peor que azar [118, 119].

La Kappa es útil para evaluar clasificadores en situaciones con distribuciones muy desequilibradas o con muchos aciertos triviales.

Por último, el **Coeficiente de Correlación de Matthews** (MCC) es una medida robusta para la evaluación en presencia de clases desbalanceadas. Puede interpretarse como el coeficiente de correlación de Pearson entre las variables de predicción (positivo/negativo predicho) y la

realidad (positivo/negativo real), considerando de forma balanceada los cuatro cuadrantes de la matriz de confusión [120, 121]. Su fórmula para el caso binario se muestra en la Ec. 12:

$$\text{MCC};=;\frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP+FP),(TP+FN),(TN+FP),(TN+FN)}},. \tag{12}$$

El MCC toma valores entre -1 (predicción inversa total) y $+1$ (predicción perfecta), siendo 0 el desempeño aleatorio. Evidencia reciente recomienda MCC por encima de *accuracy*, F_1 e incluso AUROC para evaluar clasificadores binarios en escenarios desbalanceados [121, 122]. Por ejemplo, Chicco y Jurman demostraron que MCC es más fiable que otras métricas en presencia de clases desbalanceadas, ya que es la única que permanece relativamente insensible a cambios en la prevalencia de las clases [123, 124]. En resumen, métricas como Kappa y MCC proporcionan una visión más justa del rendimiento cuando la exactitud por sí sola resulta optimista debido al desequilibrio en los datos.

Métricas jerárquicas. En la clasificación jerárquica (donde las clases se organizan en niveles taxonómicos, e.g. especie → género → familia), evaluar el desempeño requiere tener en cuenta la estructura de la jerarquía. Además de medir la precisión global, es importante conocer qué tal performa el modelo en cada nivel y cuán "lejos"quedan las predicciones incorrectas de la etiqueta verdadera en el árbol taxonómico.

Exactitud por nivel. La evaluación jerárquica permite analizar el desempeño del modelo en cada nivel de la taxonomía por separado. En este caso, la *accuracy* o exactitud se calcula de manera independiente para las predicciones de *familia*, *género* y *especie*, lo que facilita identificar en qué nivel el modelo presenta mayor solidez o mayor dificultad. Generalmente, los niveles superiores —como la familia— tienden a mostrar una mayor precisión debido a que agrupan menos clases y presentan diferencias más evidentes, mientras que los niveles inferiores —como la especie— implican una mayor complejidad por su similitud visual y número elevado de categorías. La Fig. 24 ilustra este comportamiento típico, donde la exactitud disminuye progresivamente al descender en la jerarquía taxonómica.

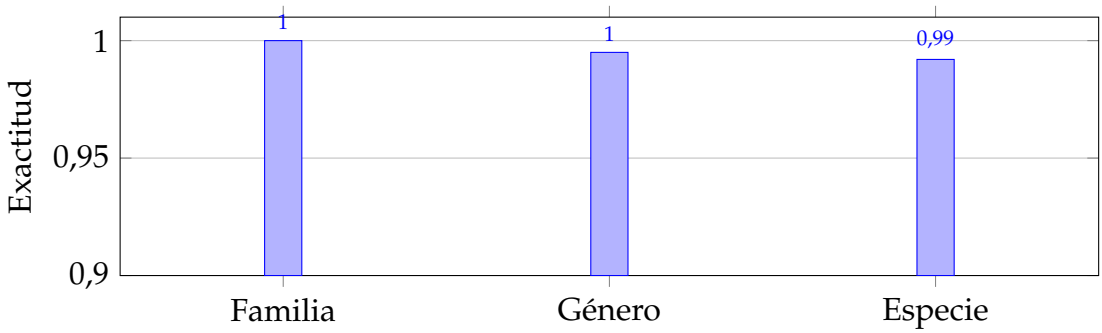
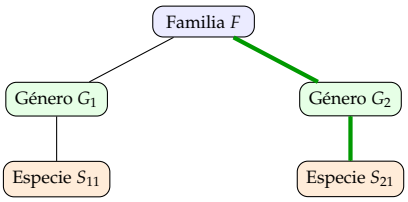


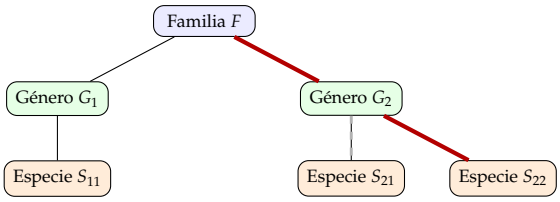
FIGURA 24: Ejemplo de *Exactitud por nivel* (valores ilustrativos). Muestra cómo suele ser más fácil acertar niveles altos (familia) que niveles finos (especie).

Otra métrica integradora dentro del marco jerárquico es la **Exactitud de ruta** (*Full-Path Accuracy*). A diferencia de las métricas calculadas por nivel, esta evalúa la coherencia completa de la predicción a lo largo de toda la jerarquía taxonómica. En otras palabras, una instancia se considera correctamente clasificada solo si el modelo acierta simultáneamente en los tres niveles: *familia*, *género* y *especie*. Cualquier error en alguno de los niveles anula el acierto total. Este criterio convierte la métrica en una medida más estricta, ya que penaliza con severidad los fallos parciales, pero al mismo tiempo ofrece una visión precisa de cuántos casos son clasificados con la etiqueta taxonómica completa correcta.

La Fig. 25 ilustra este principio mediante dos ejemplos: en el panel (A) la predicción coincide exactamente con toda la ruta jerárquica y se contabiliza como acierto, mientras que en el panel (B) el modelo predice correctamente la familia y el género, pero falla en la especie, por lo que la ruta completa se considera incorrecta. Este enfoque permite cuantificar con claridad el grado de consistencia global del modelo respecto a la estructura biológica real de las clases.



(A) Predicción coincide con toda la ruta (cuenta 1).



(B) Especie errónea aunque género/familia correctos (cuenta 0).

FIGURA 25: Ejemplos de *Exactitud de ruta* (*Full-Path Accuracy*). Sólo cuenta como acierto cuando coincide *familia, género y especie* simultáneamente.

Ahora bien, en escenarios jerárquicos también interesa cuantificar *qué tan grave* es un error cuando ocurre. No es lo mismo confundir una especie por otra del mismo género (error leve dentro de la misma familia) que confundirla con otra de una familia completamente distinta (error grave). Para incorporar esta noción de Para incorporar la **similitud jerárquica** entre predicción y verdad, pueden asignarse puntajes parciales según ancestros comunes o proximidad en el árbol de clases. Por ejemplo, se puede definir una similitud de categorías como la fracción de ancestros compartidos, o bien usar una similitud de coseno sobre vectores multi-*hot* de pertenencia taxonómica [125]. Alternativamente, la **distancia de árbol** mide el número de pasos que separan la clase predicha de la verdadera vía el ancestro común más cercano; así, errores dentro del mismo género penalizan menos que errores entre familias [125, 126].

Una aproximación es asignar un *puntaje parcial* a la predicción según los ancestros comunes que comparte con la clase correcta. Por ejemplo, si el modelo predice *Acropora palmata* en lugar de la verdadera *Acropora cervicornis*, ambas del mismo género *Acropora* y familia *Acroporidae*, puede considerarse un acierto parcial por coincidir en género y familia. Formalmente, sea $A(y)$ el conjunto (o multiconjunto) de ancestros de la clase verdadera y (incluyendo y), y

$A(\hat{y})$ el de la predicción; una medida simple de **similitud de categorías** es

$$s(y, \hat{y}) = \frac{|A(y) \cap A(\hat{y})|}{|A(y) \cup A(\hat{y})|},$$

o bien una similitud de coseno entre vectores multi-*hot* de pertenencia taxonómica $\mathbf{v}_y, \mathbf{v}_{\hat{y}}$:

$$s_{\cos}(y, \hat{y}) = \frac{\langle \mathbf{v}_y, \mathbf{v}_{\hat{y}} \rangle}{\|\mathbf{v}_y\| \, \|\mathbf{v}_{\hat{y}}\|}.$$

Alternativamente, la **distancia de árbol** (*tree distance*) cuantifica cuántos pasos separan ambas clases en la jerarquía. Si $\mathrm{lca}(y, \hat{y})$ es el *ancestro común más cercano* y $\mathrm{depth}(\cdot)$ la profundidad, puede definirse

$$d_{\mathcal{T}}(y, \hat{y}) = \mathrm{depth}(y) + \mathrm{depth}(\hat{y}) - 2\,\mathrm{depth}\big(\mathrm{lca}(y, \hat{y})\big).$$

Así, predecir dentro del mismo género da una distancia menor que confundir familias distintas. Estas cantidades permiten *penalizar más* los errores *lejanos* en el árbol que los errores *cercanos*.

Con $s(y, \hat{y})$ o $d_{\mathcal{T}}(y, \hat{y})$ se pueden definir variantes jerárquicas de métricas clásicas:

- **Precisión/recall jerárquicos ponderados:** cada predicción contribuye con un peso $w = s(y, \hat{y})$, o bien $w = f\big(d_{\mathcal{T}}(y, \hat{y})\big)$ con, por ejemplo, $f(d) = e^{-\alpha d}$ o $f(d) = 1/(1+d)$.
- **Matriz de confusión jerárquica:** en lugar de contar aciertos/errores binarios, se acumula el *peso* w en la celda correspondiente, de modo que el recuento refleja el parecido taxonómico entre verdad y predicción y habilita un F_1 jerárquico.

Por último, es útil medir la **consistencia jerárquica** de las salidas multi-nivel: porcentaje de ejemplos cuya tripleta (familia, género, especie) es compatible con la taxonomía. Idealmente debe ser 100 % si el sistema garantiza derivar género y familia a partir de la especie (o aplica enmascaramientos coherentes durante la inferencia).

Métricas *Top-k*. En problemas con muchas clases, la **Top-*k* accuracy** mide la proporción de ejemplos en los que la clase verdadera aparece entre las k con mayor probabilidad predicha. El caso k=1 coincide con la *accuracy* tradicional. En visión por computador es habitual reportar Top-1 y Top-5 (p. ej., en ImageNet), dado que reflejan la utilidad práctica cuando se acepta una pequeña lista de candidatos [6, 93]. Una alta precisión Top-k indica que aunque el modelo no siempre acierte a la primera opción, casi siempre la clase correcta está entre sus primeras k conjeturas, lo cual puede ser suficiente en aplicaciones donde es aceptable ofrecer una lista corta de posibles etiquetas. En esta monografía se emplearon Top-2 y Top-3, obteniendo valores de 100 % en ambos casos, lo que sugiere que incluso cuando el modelo falla en la primera predicción, siempre corrige en la segunda o tercera opción. Las métricas

Top-*k* son especialmente informativas en escenarios de clasificación fina con muchas clases similares, ya que reflejan la capacidad del modelo de incluir la respuesta correcta entre sus principales alternativas.

Métricas específicas del contexto ecológico. En clasificación de corales, puede ser prioritario evaluar el *recall* por especie o familia de interés (p.,ej., indicadoras, endémicas o amenazadas) y complementar con indicadores de **diversidad taxonómica detectada** cuando el objetivo incluye la caracterización de la comunidad. Estas prácticas permiten alinear la evaluación técnica con metas de monitoreo y conservación, como estimar la riqueza por niveles taxonómicos o grupos funcionales relevantes [127]. Un bajo recall en una especie críticamente amenazada indicaría que el modelo pasa por alto muchos individuos de esa especie, lo cual sería preocupante para fines de monitoreo. Adicionalmente, puede introducirse un **pesado por importancia ecológica**: por ejemplo, ponderar más los errores en la identificación de ciertas familias clave (como aquellas constructoras de arrecife), de modo que la métrica global refleje la importancia de clasificarlas correctamente. Esto es conceptualmente similar a aplicar un costo de clasificación diferenciado por clase, donde se penalizan más los errores en taxones prioritarios. Aunque no existe una métrica estándar universal para ïmportancia ecológica", los investigadores pueden definir índices ad-hoc; por ejemplo, un *F1 ponderado ecológicamente* que asigne pesos a cada especie según su valor de conservación o su abundancia relativa en el arrecife. En estudios de biodiversidad, también es común analizar la **diversidad taxonómica detectada**: si el modelo confunde sistemáticamente especies de una misma familia entre sí, podría seguir siendo útil para estimar la riqueza a nivel de familia, aunque falle a nivel de especie [128]. Por tanto, en aplicaciones ambientales se suele complementar la evaluación técnica con un análisis por grupos funcionales o categorías de interés práctico. En esta monografía, por ejemplo, se discuten implicaciones ecológicas como la identificación de grupos taxonómicos con mayor susceptibilidad al blanqueamiento y la diversidad detectada en distintos sitios [129].

2.7. Segmentación de Corales en Imágenes Subacuáticas

La segmentación de imágenes consiste en dividir una imagen en regiones significativas, separando los objetos de interés del fondo. En el contexto de este proyecto, la segmentación permite aislar los corales del entorno marino circundante, lo cual resulta fundamental para su análisis posterior. Al delimitar píxel a píxel la región coralina, es posible mejorar la clasificación de especies y la evaluación del blanqueamiento. Esto evita que elementos de fondo (como arena, rocas o algas) distorsionen los resultados. De hecho, el monitoreo de la salud coralina a gran escala se apoya cada vez más en técnicas automáticas de segmentación para obtener datos cuantitativos precisos sobre el estado de los arrecifes [130]. A continuación, se presenta un marco teórico de la segmentación de corales en imágenes subacuáticas, abarcando su importancia, métodos clásicos, enfoques modernos basados en aprendizaje profundo y los modelos específicos empleados (Grounding DINO y Segment Anything Model).

2.7.1. Importancia de la segmentación en el análisis de corales

La segmentación automática de corales en imágenes subacuáticas es una tarea clave para el monitoreo y conservación de arrecifes. Permite generar mapas detallados de la distribución de corales y cuantificar cambios en su superficie a lo largo del tiempo [130]. Esto es especialmente relevante frente a fenómenos como el blanqueamiento coralino, cuya frecuencia se ha incrementado debido al calentamiento global. En tales casos, disponer de máscaras precisas de los corales en fotografías submarinas facilita medir el porcentaje de coral blanqueado y evaluar la severidad de los eventos de estrés térmico [130].

Además, la segmentación mejora la precisión en la clasificación de los corales por especie o familia. Al eliminar el fondo, los algoritmos de reconocimiento pueden enfocarse en las características visuales del coral (forma, textura, color) sin interferencias, aumentando la exactitud del diagnóstico sobre su estado de salud. En resumen, la segmentación es un paso preliminar imprescindible que optimiza el análisis subsecuente. Ya sea para cuantificar la cobertura coralina, detectar enfermedades o estimar niveles de blanqueamiento, contar con máscaras confiables de los corales mejora significativamente la precisión de estos procesos. La literatura reciente destaca esta necesidad: oceanógrafos y expertos en teledetección requieren herramientas de segmentación avanzadas para extraer datos más precisos de imágenes subacuáticas, lo que ha impulsado el desarrollo de nuevos métodos en este campo [130].

2.7.2. Enfoques clásicos de segmentación de imágenes

Antes del auge del aprendizaje profundo, la segmentación de imágenes se abordaba con métodos basados en propiedades de color, luminosidad o contornos definidos manualmente. Entre los enfoques clásicos se encuentran:

Umbralización global o local: consiste en separar los píxeles del objeto de interés mediante un umbral en la intensidad de color. Técnicas como el umbral de Otsu calculan un valor óptimo que maximiza la separación entre el objeto (e.g., coral) y el fondo. Si bien la umbralización es sencilla y rápida, su desempeño se degrada en escenas complejas o con iluminación variable, situaciones típicas en entornos subacuáticos [131]. En imágenes submarinas, la luz no es uniforme debido a la absorción y dispersión del agua, lo que dificulta elegir un umbral consistente de forma robusta.

Segmentación basada en color y textura: otros métodos clásicos aprovechan diferencias de color (usando espacios como HSV o Lab) o patrones de textura para agrupar píxeles similares. Por ejemplo, algoritmos de *clustering* como *k-means* pueden agrupar regiones de colores parecidos para distinguir coral del fondo. Sin embargo, en el ambiente marino los corales a menudo presentan colores camuflados y texturas irregulares que se confunden con las del entorno [132]. Los métodos tradicionales que emplean clasificadores de color o textura predefinidos tienden a ser poco flexibles ante estas variaciones, lo que limita su adaptabilidad [131].

Detección de bordes y regiones: técnicas como los filtros de Canny o Sobel detectan bordes en la imagen, que luego pueden conectarse para definir contornos de objetos. Igualmente, algoritmos de crecimiento de regiones (*region growing*) o *watershed* segmentan expandiendo zonas a partir de semillas iniciales. Aunque son útiles en imágenes con buen contraste, bajo el agua estos métodos sufren por el bajo contraste y el ruido presente, dando contornos incompletos o produciendo sobre-segmentación.

En general, los enfoques clásicos requieren suposiciones fuertes o ajustes manuales (umbrales, filtros) que no generalizan bien a las diversas condiciones subacuáticas [131]. Estudios han mostrado que, bajo condiciones adversas de iluminación y alta turbidez, estos métodos pierden precisión en la detección de corales [132]. Por estas razones, se produjo una transición hacia métodos más automatizados e inteligentes, capaces de aprender características discriminativas directamente de los datos.

2.7.3. Segmentación basada en aprendizaje profundo

La llegada de las redes neuronales convolucionales revolucionó la segmentación de imágenes, dando paso a métodos de segmentación semántica y de instancias con un salto notable en rendimiento [133]. A diferencia de los algoritmos clásicos, los enfoques basados en *deep learning* aprenden representaciones de alto nivel a partir de grandes conjuntos de datos anotados, lo que les permite reconocer formas y texturas complejas de manera robusta.

En particular, dos tipos principales de arquitecturas han sido influyentes. Por un lado, las *redes totalmente convolucionales* (Fully Convolutional Networks, FCN) y su popular variante *U-Net* introdujeron un paradigma de segmentación de extremo a extremo, generando un mapa de máscara de la misma resolución que la imagen de entrada. U-Net, por ejemplo, utiliza un esquema de codificador-decodificador con conexiones de salto, lo que le permite capturar tanto contexto global como detalles finos. Estas arquitecturas han logrado segmentaciones precisas en ámbitos biomédicos y se han adaptado también a imágenes subacuáticas [134]. Islam *et al.* [134] desarrollaron el conjunto de datos SUIM (*Segmentación de Imágenes Submarinas*) y demostraron que modelos tipo U-Net alcanzan resultados muy superiores a los métodos tradicionales en escenarios marinos complejos.

Por otro lado, en tareas donde se requiere distinguir objetos individuales (por ejemplo, múltiples corales en una misma imagen), surgieron los *modelos de segmentación de instancias* como *Mask R-CNN* [135]. Estos enfoques combinan la detección de objetos y la segmentación a nivel de instancia: generan primero regiones propuestas donde puede haber un objeto y luego refinan la máscara dentro de cada región. Estudios recientes aplicados a ambientes subacuáticos muestran que Mask R-CNN y sus variantes pueden identificar corales individuales con alta exactitud [133], facilitando análisis granulares como el cálculo de área por colonia.

Los métodos basados en aprendizaje profundo han superado a los tradicionales en precisión y robustez para segmentar corales bajo condiciones difíciles [133]. En lugar de depender de umbrales fijos, las redes neuronales aprenden a distinguir automáticamente las características del coral (colores naturales, bordes difusos, patrones), incluso cuando hay iluminación

desigual, turbidez o ruido en la imagen [132]. No obstante, entrenar estos modelos requiere conjuntos de datos etiquetados abundantes y variados. La obtención de imágenes subacuáticas anotadas es costosa y laboriosa, lo que ha motivado iniciativas para crear *datasets* específicos de coral con anotaciones precisas [130]. A pesar de los desafíos, el *deep learning* ha permitido avanzar hacia segmentaciones más confiables, habilitando aplicaciones como la cartografía automática de arrecifes y el seguimiento de la recuperación coralina tras perturbaciones.

Segment Anything Model (SAM) En años recientes han emergido los llamados modelos fundacionales de segmentación, entrenados con volúmenes masivos de datos para ser aplicables a una amplia variedad de dominios sin ajuste específico. Uno de los más destacados es el *Segment Anything Model* (SAM), desarrollado por Meta AI [136]. SAM es un modelo de segmentación genérico capaz de "segmentar cualquier cosa.[en] una imagen, gracias a que fue entrenado con alrededor de 11 millones de imágenes y aproximadamente 1milmillones de máscaras de segmentación [136]. A diferencia de los métodos tradicionales que requieren reentrenar el modelo para cada nuevo conjunto de clases u objetos, SAM puede generalizar en *zero-shot* a objetos o imágenes nunca vistos previamente.

La arquitectura de SAM sigue un diseño tipo codificador-decodificador con componentes especializados: un potente *encoder* de imágenes (basado en un *Vision Transformer* de gran tamaño) extrae una representación interna de la imagen; simultáneamente, un codificador de *prompts* procesa la entrada proporcionada por el usuario, que puede ser un punto, un recuadro delimitador o una máscara aproximada indicando el objeto de interés [136]. Ambas informaciones (imagen y *prompt*) se combinan en un decodificador liviano que produce como salida la máscara segmentada correspondiente al objeto indicado. Este esquema modular permite que SAM funcione de manera interactiva: por ejemplo, el usuario puede hacer clic en una región de la imagen (un prompt de punto) y el modelo segmenta automáticamente el objeto alrededor de ese punto. En el caso de un prompt de caja, SAM refina la segmentación exacta dentro de esa área propuesta.

SAM ha demostrado resultados sobresalientes en una diversidad de escenarios, sirviendo como herramienta universal de segmentación [136]. Para imágenes naturales con bordes bien definidos, alcanza una precisión cercana al nivel de modelos entrenados específicamente para esas clases de objetos. Sin embargo, entornos especializados como las imágenes médicas o agrícolas han revelado ciertas limitaciones de SAM en su forma pre-entrenada [137]. En particular, cuando las características visuales difieren mucho de las imágenes cotidianas (por ejemplo, tejidos médicos con bajo contraste o, en nuestro caso, corales bajo el agua con colores apagados y fondos complejos), el desempeño de SAM puede disminuir [137]. Investigaciones han mostrado que la eficacia de SAM en estos dominios depende en gran medida de la calidad de los *prompts* proporcionados y, en algunos casos, es necesario ajustar el modelo o complementarlo con mecanismos adicionales para lograr segmentaciones óptimas [137]. Aun así, su capacidad de segmentación genérica lo convierte en un punto de partida muy poderoso. En aplicaciones subacuáticas, SAM se puede emplear directamente para delinear corales si se le suministra un *prompt* adecuado (por ejemplo, un recuadro que abarque el

coral). Esta versatilidad motivó su uso en el presente proyecto, ya que permite abordar la segmentación de corales sin requerir un extenso entrenamiento específico sobre imágenes de arrecifes.

Segmentación guiada por texto: Grounding DINO Mientras que SAM resuelve la segmentación dados ciertos *prompts* espaciales, quedaba la cuestión de cómo localizar automáticamente los corales de interés en la imagen sin intervención manual. Aquí entra en juego *Grounding DINO*, un modelo de detección de objetos de código abierto que incorpora comprensión de lenguaje natural [138]. Grounding DINO fue concebido para superar las limitaciones de los detectores tradicionales (e.g., Faster R-CNN, YOLO), los cuales solo reconocen categorías predefinidas en su entrenamiento. En contraste, Grounding DINO es un detector de conjunto abierto (*open-set*) capaz de encontrar objetos especificados por texto, incluso de categorías no vistas anteriormente, mediante indicaciones en lenguaje natural [138].

Técnicamente, Grounding DINO combina la arquitectura de un detector basado en Transformers (el modelo DINO) con un modelo de alineación texto-imagen (inspirado en GLIP) para vincular descripciones verbales con regiones de la imagen. Durante su entrenamiento se aprovecharon grandes corpus de datos de detección y de *grounding* (asociación de frases con regiones en imágenes), logrando que el modelo aprenda un espacio de representación común para características visuales y lingüísticas. De esta forma, al proporcionarle una imagen y un *prompt* textual (por ejemplo, çoral.º çoral cerebro amarillo"), Grounding DINO genera directamente cajas delimitadoras en las posiciones de la imagen donde detecta objetos que coinciden con esa descripción [138]. Internamente, el modelo emplea un decodificador multimodal con atención cruzada entre la frase de entrada y las características visuales de la imagen, lo que le permite resaltar las regiones más relevantes para la frase dada.

Un aspecto poderoso de Grounding DINO es que no requiere reentrenamiento para nuevas clases; basta con describir el objeto en cuestión. En nuestro caso, al pasar como entrada una imagen submarina junto con la palabra clave çoral", el modelo es capaz de proponer zonas donde hay corales, aun si nunca fue entrenado específicamente con esa categoría. Esto resulta sumamente útil considerando la gran diversidad de formas y especies de coral: en lugar de entrenar un detector para cada especie, se utiliza una única descripción genérica. En pruebas reportadas, Grounding DINO ha mostrado alta eficacia detectando objetos arbitrarios a partir de texto [138], abriendo la puerta a sistemas de visión más flexibles.

2.7.4. Integración de Grounding DINO y SAM para segmentar corales

La sinergia entre Grounding DINO y SAM representa un enfoque moderno para segmentar objetos mediante indicaciones de alto nivel (texto) combinadas con segmentación precisa. En este proyecto, aprovechamos las fortalezas de ambos modelos: primero, Grounding DINO localiza los corales en la imagen a partir de la indicación textual çoral", generando una o varias cajas delimitadoras que engloban cada coral identificado. Luego, esas cajas se utilizan como *prompts* de entrada al modelo SAM, el cual refina la selección devolviendo la máscara de segmentación exacta de cada coral. Este flujo de procesamiento –denominado a

veces *Grounded-SAM*– permite detectar y segmentar automáticamente corales sin necesidad de anotaciones manuales en las imágenes [136, 138].

El esquema integrado funciona de la siguiente manera: Grounding DINO analiza la imagen completa y, gracias a su entendimiento semántico, marca dónde están los corales (por ejemplo, generando un rectángulo alrededor de cada colonia). Estas propuestas sirven para enfocar la atención en regiones potencialmente válidas. Acto seguido, SAM toma cada región propuesta y realiza la segmentación a nivel de píxel, separando con precisión el coral del fondo dentro de esa región. El resultado son máscaras detalladas para cada instancia de coral presente.

La ventaja principal de esta combinación es que se evitan falsos positivos del segmentador –SAM solo segmenta donde se le indica– y se mejora la precisión general. Grounding DINO aporta información contextual de alto nivel (qué es un coral y dónde podría estar), mientras que SAM aporta la delimitación fina de los bordes. Estudios preliminares en otros dominios han mostrado que la combinación de detectores con SAM puede incrementar la exactitud de la segmentación en escenarios complejos [137]. Por ejemplo, en imágenes satelitales se ha logrado segmentar objetos buscados por texto con alta eficacia utilizando esta estrategia híbrida [138].

En síntesis, la etapa de segmentación de nuestro proyecto se apalanca en dos modelos de última generación: Grounding DINO proporciona una detección robusta guiada por lenguaje, y SAM realiza la segmentación detallada. Esto nos permite abordar el problema de separar corales del fondo marino de forma automatizada y generalizable. Su utilidad es clara: no estamos limitados a las clases preentrenadas del modelo ni dependemos de recopilar un extenso *dataset* propio para entrenar un segmentador específico. La combinación propuesta ofrece un marco flexible para identificar diversas familias de corales (incluso aquellas no vistas antes) y obtener sus máscaras. Asimismo, sienta las bases para las siguientes fases del proyecto, como la clasificación de dichas familias y la evaluación del blanqueamiento sobre las regiones segmentadas.

2.7.5. Otros modelos relevantes de segmentación

Finalmente, cabe mencionar que existen otras técnicas y modelos relevantes en la literatura de segmentación de imágenes subacuáticas. Por ejemplo, métodos de segmentación semántica profunda como *DeepLabv3+* [139] o *PSPNet* [140] se han aplicado para distinguir distintos tipos de hábitats marinos en imágenes de arrecifes, aprovechando módulos de *convolución dilatada* (*atrous convolution*) y pirámides de *pooling* para capturar contextos a múltiples escalas. Asimismo, modelos ligeros optimizados para operar en tiempo real, como *Fast-SCNN* [141], pueden ser de interés cuando se requiere segmentación a bordo de vehículos autónomos subacuáticos con recursos de cómputo limitados.

En el ámbito de los corales, se han propuesto mejoras específicas. El modelo *WaterMask* [142], presentado en ICCV 2023, introdujo un mecanismo de atención para mejorar la segmentación de instancias en imágenes submarinas, logrando identificar corales y otros objetos bajo el agua con mayor precisión. También, investigaciones muy recientes como *WaterSAM*

[132] y *UWSAM* [143] exploran adaptaciones de SAM mediante técnicas de ajuste eficiente (por ejemplo, usando *LoRA* o distilación de conocimiento) para superar las limitaciones de SAM en entornos acuáticos específicos. Estos trabajos reportan mejoras sustanciales al segmentar objetos marinos al incorporar conocimiento de dominio subacuático en el modelo genérico.

3. Estado del arte

El monitoreo y la acción oportuna y adecuada son pasos fundamentales para la conservación de los arrecifes de coral y, para ello es crucial evaluar el blanqueamiento coralino y clasificar adecuadamente las especies de coral. En ese orden de ideas las tecnologías de visión computacional ofrecen herramientas prometedoras para ese fin, permitiendo análisis detallados y en tiempo real de condiciones y cambios en los arrecifes. Sin embargo, las imágenes subacuáticas, que son los insumos en este tipo de aplicaciones, presentan desafíos debido a la absorción y dispersión de la luz en el agua, lo que resulta en distorsiones de color y variaciones de iluminación. En [144] se destaca el uso de técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes, como la corrección de la columna de agua, la cual es esencial para neutralizar los efectos de la absorción y dispersión de la luz en diferentes profundidades, lo que permite una representación más fiel de los colores naturales de los corales, así mismo, se destaca la técnica de eliminación del brillo solar la cual se encarga de al reducir el ruido y mejorar el contraste.

En este contexto, se destaca un trabajo previo [29] el cual sienta las bases para el desarrollo de esta monografía, ya que se enfoca en la recuperación de color en imágenes subacuáticas mediante el desarrollo de modelos matemáticos y algoritmos de procesamiento digital. Este estudio implementa técnicas avanzadas para mejorar la visibilidad y la calidad visual de las fotografías, abordando problemas como la distorsión cromática y el ruido presente en las imágenes capturadas bajo el agua. Entre los algoritmos utilizados se encuentran la ecualización de histogramas en los espacios de color RGB y HSI, y la eliminación de ruido mediante transformadas. Este desarrollo permitió recuperar entre el 35 % y el 72.7 % de los colores perdidos, generando imágenes con una gama total de color entre el 66.7 % y el 95.5 %.

Adicionalmente, en [145] se ilustra que el uso de técnicas de pre-procesamiento específicas como la normalización de color y la corrección de iluminación es fundamental para mejorar la calidad visual antes de la clasificación mediante CNNs. Esta mejora preliminar permite lograr altos niveles de precisión en la detección y clasificación, alcanzando precisiones superiores al 90 % en la clasificación de corales bajo variadas condiciones de iluminación, convirtiendo a esta etapa como una parte fundamental para la aplicación adecuada de esta tecnología.

Por otro lado, al hablar de tareas de clasificación, y centrando su uso en la identificación del estado de salud de los corales, se encuentran documentos como [146], donde se comparan dos arquitecturas, encontrando que DenseNet-121 proporciona una mayor precisión en la clasificación de corales saludables, blanqueados y muertos, con una precisión del 92.74 % utilizando una división de datos de 70:10:20, mientras que, Movilnet, aunque más eficiente en términos de computación, no alcanza la misma precisión ya que, comparativamente solo alcanza el 88 %. Así mismo, en [147], se explora cómo las técnicas de aumento de datos mejoran la robustez del modelo al introducir variaciones artificiales en las imágenes de entrenamiento, ayudando a mejorar la generalización del modelo sobre nuevas imágenes no vistas. Este enfoque ha resultado en mejoras significativas en la detección de corales

afectados por el blanqueamiento, con resultados que muestran una mejora de hasta 10 % en precisión comparado con modelos entrenados sin estas técnicas de aumento.

En ese orden de ideas, se destaca el uso del trabajo [30], que se centra en la identificación y clasificación de corales utilizando redes neuronales convolucionales (CNN), el cual implementa diferentes arquitecturas de CNN para automatizar la clasificación de especies de coral y evaluar el grado de blanqueamiento, proporcionando una herramienta crucial para el monitoreo de la salud de los arrecifes. Donde se destacan modelos como Grounding DINO para la detección de objetos y Segment Anything para la segmentación modelos que permiten obtener un error menor al 20 % en de la precisión del modelo en la segmentación de corales y su blanqueamiento.

Finalmente, al hablar de la clasificación de las especies de coral, el modelo ResNet, en sus diversas variantes, ha mostrado consistentemente una alta precisión. Esto se evidencia en el estudio presentado en [148], donde se evaluaron arquitecturas como Inception v3, ResNet y DenseNet, donde los resultados destacaron la superioridad de ResNet-152, que logró una precisión del 97.85 % en el conjunto de datos EILAT y del 97.95 % en el conjunto RSMAS. Asimismo, es importante destacar el uso de DenseNet, el cual, en estudios como [146], alcanzó una precisión del 92.74 % con una proporción de entrenamiento, validación y prueba del 70:10:20, superando a MobileNet mientras que en [148], las variantes DenseNet-121 y DenseNet-161 lograron precisiones que oscilaron entre el 89.73 % y el 93.81 % para los diferentes conjuntos de datos evaluados. Estos resultados refuerzan el uso efectivo de modelos preentrenados y la técnica de transferencia de aprendizaje como herramienta fundamental en clasificación multiclase. Igualmente se destaca el uso de YOLOv5, como se menciona en [19], ya que, permite detectar corales en tiempo real con una alta eficiencia, ofreciendo un sistema viable para aplicaciones en monitoreo continuo ya que la variante YOLOv5l logró la mejor precisión 59.9 % con un tiempo de inferencia de 319.5 ms.

Aún así, pese a los resultados positivos la capacidad de generalización de los modelos de clasificación es fundamental para su aplicación práctica por lo que integrar características espaciales y texturales para mejorar la precisión de la clasificación es de gran importancia como se muestra en [149], donde se utilizó un enfoque que combina descriptores hechos a mano y D-CNNs para extraer características de las texturas de las especies de arrecifes, logrando una precisión del 99.08 % en la clasificación binaria y del 98.11 % en la clasificación multiclase. Por otra parte estudios como [21] aborda los desafíos de la generalización espacio-temporal, destacando el uso de CNNs y RNNs para mejorar la escalabilidad de los modelos. Los resultados muestran que estos modelos pueden aplicarse eficazmente en diferentes regiones y temporalidades, logrando una precisión del 85 % en pruebas de generalización espacial y temporal. La capacidad de aplicar estos modelos en diferentes regiones y temporalidades es crucial para su éxito en el monitoreo a largo plazo de los arrecifes de coral, permitiendo una evaluación continua de su estado de salud.

4. Metodología

La presente investigación sigue un enfoque **experimental y cuantitativo**, centrado en el desarrollo y validación de un algoritmo que aplica técnicas avanzadas de visión computacional y mejora de calidad de imágenes subacuáticas. El objetivo principal es crear un algoritmo capaz de **clasificar automáticamente familias específicas de corales** y **evaluar su nivel de blanqueamiento**, mediante procesos de recuperación de color y análisis de imágenes.

La metodología se estructuró en cinco fases interrelacionadas (Fig. 26), que abarcan desde la revisión teórica hasta la validación práctica del sistema propuesto. Cada fase contribuye a consolidar un flujo de trabajo integral, garantizando la coherencia entre los objetivos de investigación, los métodos empleados y los resultados obtenidos.

4.1. Revisión bibliográfica y fundamentación teórica

En la primera etapa se realizó una **revisión bibliográfica exhaustiva** con el fin de identificar y seleccionar las familias de corales que pueden ser clasificadas con mayor precisión mediante redes neuronales convolucionales (CNN). Asimismo, se analizaron los métodos más recientes y robustos de **recuperación de color** y **mejora de calidad de imágenes subacuáticas**, evaluando su aplicabilidad en entornos marinos reales.

La literatura científica, junto con trabajos previos relevantes, permitió establecer un **marco teórico sólido** que guió el desarrollo del algoritmo, resaltando áreas susceptibles de optimización en la detección, segmentación y clasificación de corales.

4.2. Recolección y anotación de datos

La segunda fase se centró en la **obtención de un conjunto robusto de imágenes subacuáticas** de alta calidad, etiquetadas con información detallada sobre las especies y su estado de blanqueamiento. Estas imágenes se obtuvieron mediante la colaboración con instituciones especializadas y expediciones de campo, empleando equipos de captura de alta tecnología. La **anotación de las imágenes**, realizada bajo criterios científicos rigurosos, garantizó la precisión necesaria para la etapa posterior de entrenamiento y validación del modelo.

4.3. Desarrollo del algoritmo propuesto

En esta etapa se implementaron y adaptaron **técnicas avanzadas de visión computacional** para el procesamiento de las imágenes. El flujo de desarrollo integró tres componentes principales:

- **Recuperación de color:** se aplicaron algoritmos de ecualización de canales RGB y técnicas adaptativas como CLAHE en el canal de luminancia (espacio YCrCb) para mejorar la fidelidad cromática y el contraste local.

- **Detección y segmentación:** se combinó el modelo *Grounding DINO* para detección precisa con el modelo *Segment Anything Model (SAM)* para obtener segmentaciones detalladas de las colonias coralinas.
- **Clasificación jerárquica:** se diseñó un sistema basado en una *ResNet50 preentrenada en ImageNet*, organizado de forma jerárquica (especie → género → familia), lo que permitió mantener coherencia taxonómica y mitigar el desbalance de clases.

4.4. Integración del sistema completo

Una vez validados los módulos anteriores de forma independiente, se procedió a su **integración en un único flujo automatizado**. El algoritmo final combina los procesos de mejora de imagen, clasificación jerárquica y evaluación de blanqueamiento coralino dentro de una misma arquitectura, optimizando el rendimiento y reduciendo la intervención manual. Este enfoque integral permite un **procesamiento continuo desde la captura hasta el análisis final**, garantizando la consistencia y trazabilidad de los resultados.

4.5. Validación y documentación

La fase final corresponde a la **validación del algoritmo en condiciones reales**, utilizando imágenes capturadas en diferentes entornos marinos y bajo diversas condiciones de iluminación, turbidez y contraste. Este proceso permitió analizar la robustez del sistema ante variaciones ambientales y cuantificar su precisión en escenarios representativos del mundo real.

Todos los resultados fueron documentados cuidadosamente, incluyendo tanto las métricas de desempeño como una descripción detallada de los datos, los métodos empleados y las decisiones técnicas adoptadas. De esta forma, se garantiza la **reproducibilidad y transparencia científica** del proceso desarrollado.

En la Fig. 26 se sintetiza gráficamente la estructura metodológica descrita, evidenciando la relación secuencial entre las etapas y sus componentes técnicos principales.

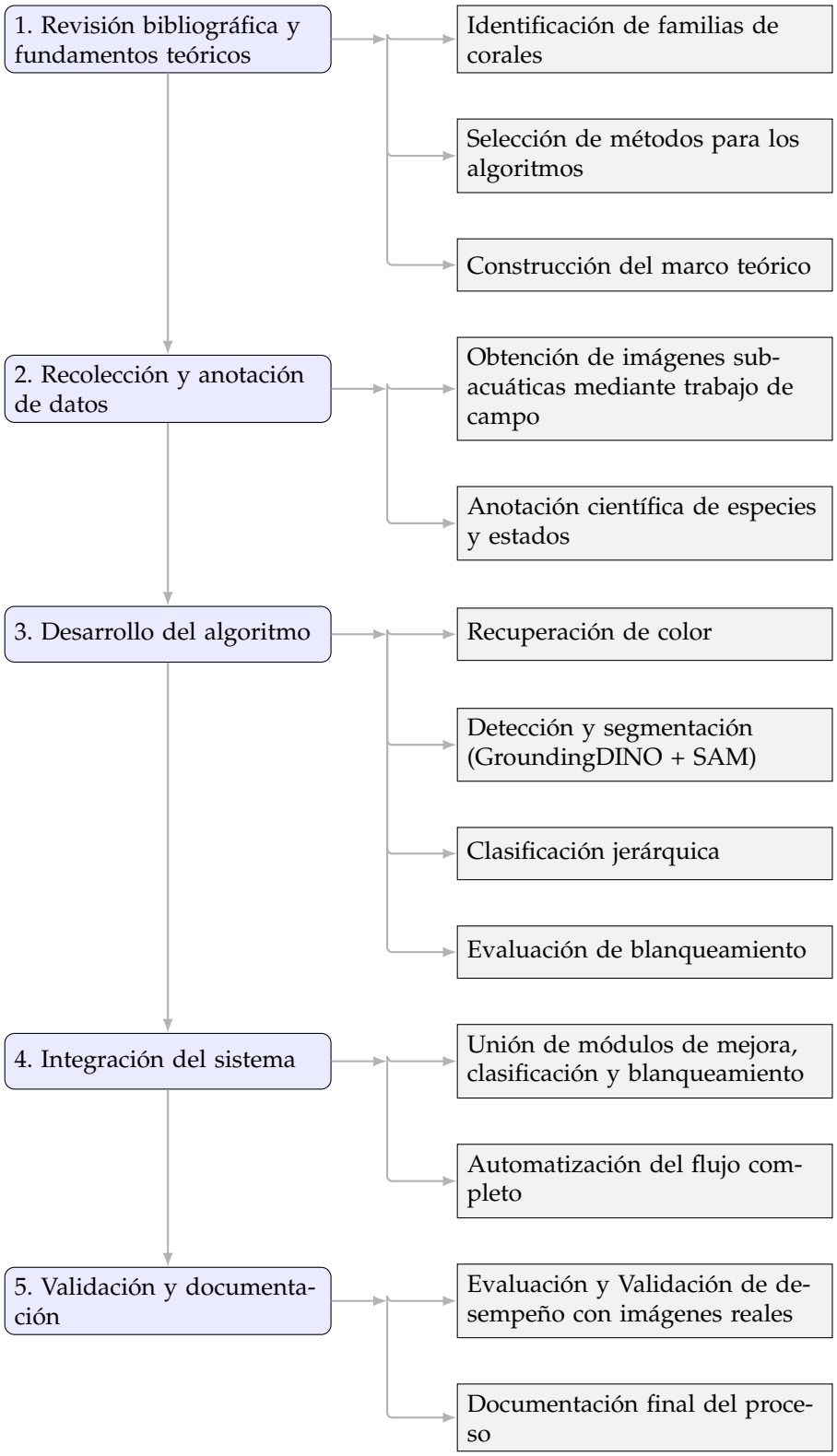


FIGURA 26: Resumen gráfico de la metodología experimental y cuantitativa aplicada.

5. Desarrollo

En este capítulo se implementan las cinco fases clave del proyecto:

- Recuperación de color
- Segmentación de coral
- Evaluación del blanqueamiento
- Clasificación de la familia
- Integración final

5.1. Recuperación de color

Las imágenes submarinas presentan dominantes azul-verdosas y variaciones de luminancia causadas por la absorción y dispersión selectiva de la luz con la profundidad y el ángulo de incidencia. Estos sesgos:

- dificultan la comparación objetiva entre capturas realizadas bajo condiciones de iluminación distintas, y
- degradan la segmentación y, por ende, el cálculo fiable del porcentaje de área blanqueada.

En esta etapa se normalizan cromáticamente todas las fotografías con respecto a una referencia tomada en superficie, de modo que la segmentación y el análisis de blanqueamiento se apoyen en datos consistentes entre imágenes. El objetivo es normalizar la crominancia hacia el neutro del espacio YCrCb ($Cr, Cb \approx 128$) y realzar localmente la luminancia sin degradar la estructura, de modo que las etapas de segmentación y cuantificación de blanqueamiento operen sobre datos más estables entre capturas.

5.1.1. Fundamentos y método

El proceso propuesto se fundamenta en un esquema previo desarrollado en MATLAB [29], que compensa cada canal RGB mediante una carta de colores de referencia. La nueva implementación en PYTHON/OpenCV introduce cuatro mejoras sustanciales orientadas a reducir artefactos y estabilizar el flujo de procesamiento:

1. **Espacio YCrCb (OpenCV).** En RGB, brillo y tono se acoplan; el ajuste de contraste puede distorsionar la crominancia. En YCrCb la luminancia (Y) y la crominancia (Cr, Cb) se separan, permitiendo correcciones independientes y más estables.

2. **Alineación por promedios (no por extremos).** En lugar de máximos/mínimos (sensibles a ruido), se alinean los promedios de Y, Cr y Cb de cada imagen con los de la referencia:
$$\Delta_C = \overline{C}_{\text{ref}} - \overline{C}_{\text{img}}, \qquad C \in \{Y, Cr, Cb\}.$$
La corrección se aplica píxel a píxel con recorte inmediato al rango válido:
$$C_{\text{corr}}(x,y) = \text{clip}\big(C_{\text{img}}(x,y) + \Delta_C,\, 0,\, 255\big)\,.$$

3. **Realce local en Y con CLAHE.** Para mejorar detalle en sombras/altas luces se aplica CLAHE únicamente al canal Y, evitando sobreexposición si se usa un `clipLimit` moderado.

4. **Fusión ponderada y flujo en un solo paso.** Se fusiona la imagen alineada (I_{prom}) con la imagen realzada por CLAHE (I_{clahe}):
$$I_{\text{final}}(x,y) = \alpha\, I_{\text{prom}}(x,y) + (1-\alpha)\, I_{\text{clahe}}(x,y),$$
recortando nuevamente a $[0,255]$. Lectura, corrección y guardado se ejecutan en un único bucle para minimizar E/S.

Como referencia cromática se emplea la carta de la Fig. 27.

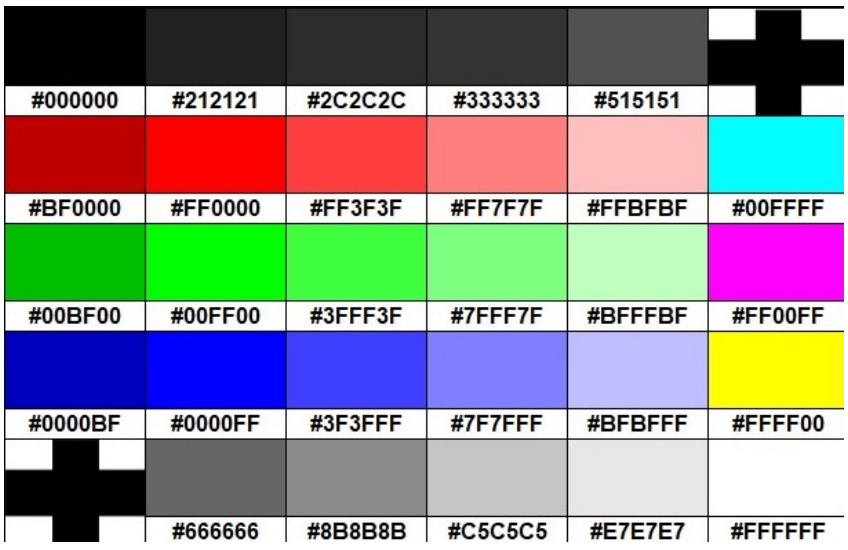


FIGURA 27: Carta de colores empleada como referencia de normalización en superficie.

5.1.2. Diagrama de flujo del algoritmo

La Fig. 28 presenta el **diagrama de flujo del algoritmo** propuesto: los promedios de la referencia se calculan una única vez y se reutilizan; las etapas de corrección se aplican de forma independiente a cada imagen.

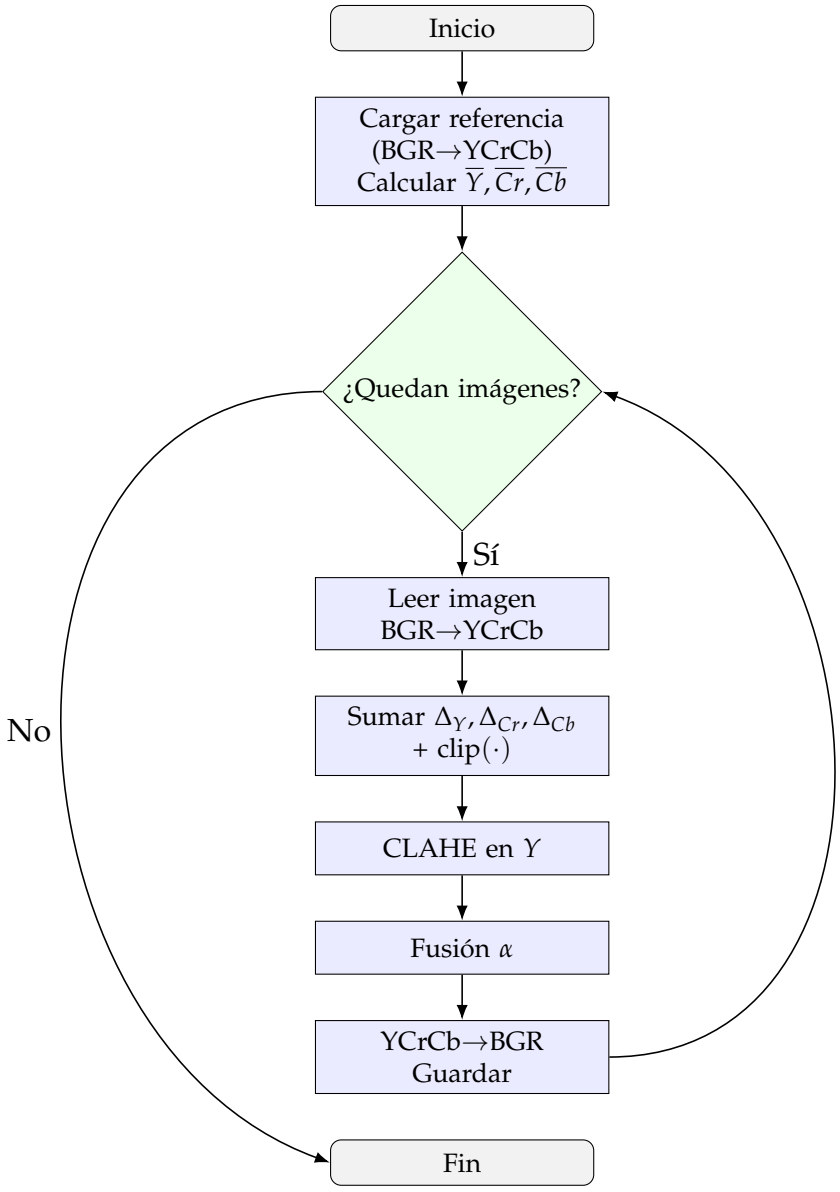
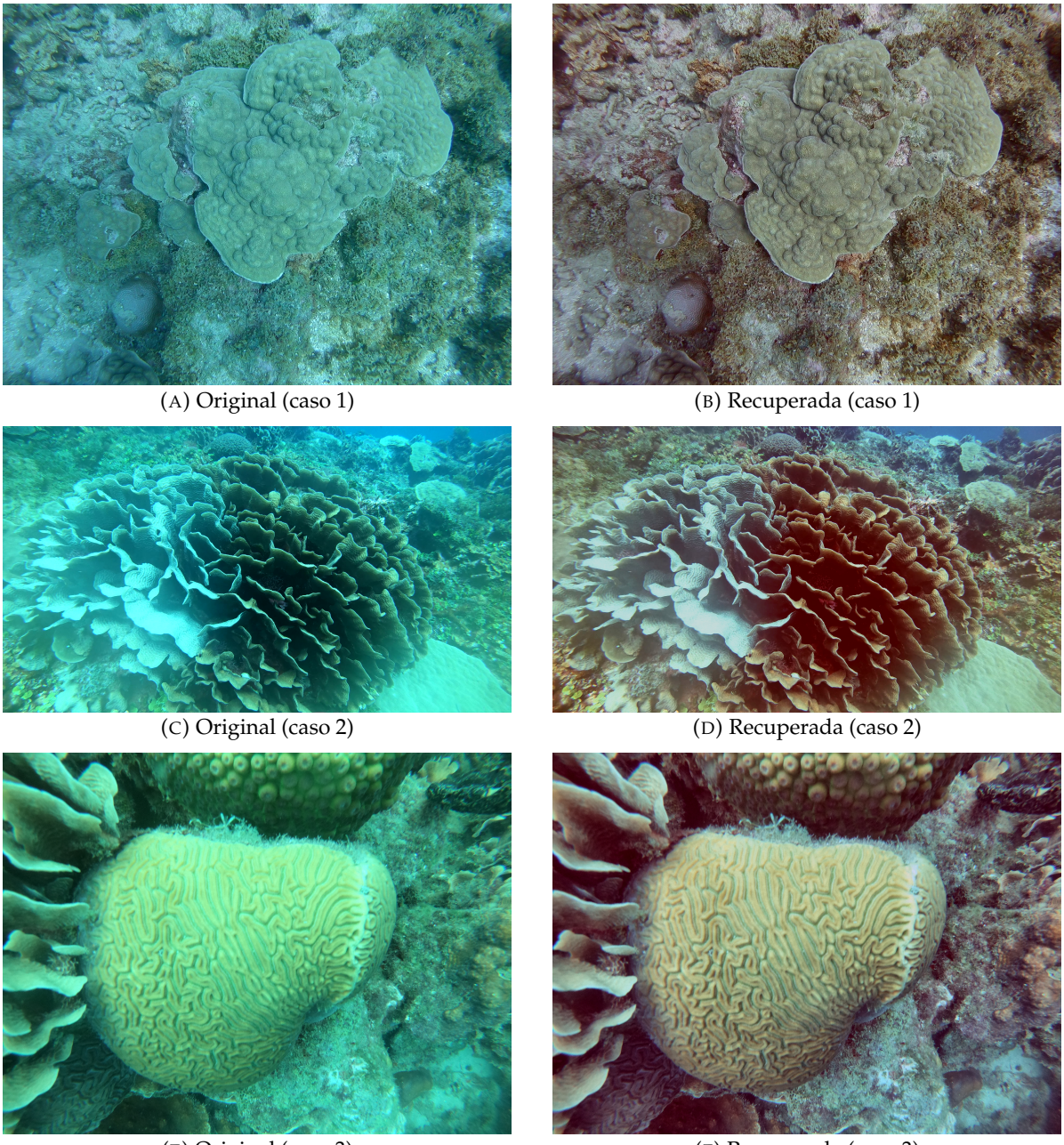


FIGURA 28: Flujo del algoritmo de recuperación de color.

5.1.3. Resultados

Se evaluaron **105 pares** imagen original–recuperada. Se reportan: (i) comparativas visuales antes/después, (ii) medias de canales RGB y YCrCb en una muestra representativa, y (iii) tendencias globales de dichos canales en todo el conjunto.



(A) Original (caso 1)

(B) Recuperada (caso 1)

(C) Original (caso 2)

(D) Recuperada (caso 2)

(E) Original (caso 3)

(F) Recuperada (caso 3)

FIGURA 29: Comparativas antes/después de la etapa de recuperación de color. Izquierda: imagen *original*; derecha: imagen *recuperada*.

Comparativas visuales. La Fig. 29 muestra tres pares representativos (izquierda: *original*); derecha: *recuperada*. Se observa neutralización de la dominante azul–verdosa y realce de texturas finas del coral sin saturación apreciable.

Medias de canales en una muestra. La Tabla 4 presenta los valores medios por canal antes/después para una muestra representativa. El objetivo es evidenciar la aproximación de Cr y Cb hacia la referencia y la estabilización del brillo en Y.

CUADRO 4: Medias de canales (RGB y YCrCb) antes/después en una muestra representativa.

Imagen	RGB (antes)			RGB (después)		
	$\overline{R}$	$\overline{G}$	$\overline{B}$	$\overline{R}$	$\overline{G}$	$\overline{B}$
Caso 1	67.74	143.36	138.93	112.41	110.74	102.47
Caso 2	36.98	151.06	144.09	106.60	106.73	98.73
Caso 3	63.66	151.01	112.30	115.89	109.31	101.35

Imagen	YCrCb (antes)			YCrCb (después)		
	$\overline{Y}$	$\overline{Cr}$	$\overline{Cb}$	$\overline{Y}$	$\overline{Cr}$	$\overline{Cb}$
Caso 1	120.24	90.58	137.73	110.31	129.40	124.30
Caso 2	115.60	71.74	137.41	107.17	130.37	128.22
Caso 3	120.34	84.59	125.86	109.67	130.08	125.85

Análisis estadístico por canal Para cuantificar la estabilización, se reportan la media μ, la desviación σ y la *reducción relativa de varianza* aplicada aquí sobre la desviación estándar:

$$\mathrm{RVR}(\,\%) = 100 \cdot \frac{\sigma_{\text{antes}} - \sigma_{\text{después}}}{\sigma_{\text{antes}}}.$$

En YCrCb conviene además incluir la desviación respecto a la referencia $|\mu - \mu_{\text{ref}}|$ (para Cr/Cb, $\mu_{\text{ref}} \approx 128$; para Y, usar $\overline{Y}_{\text{ref}}$ de la carta). La Tabla 5 presenta los resultados globales:

CUADRO 5: Resumen estadístico por canal antes/después. RVR: reducción relativa de σ. La última columna reporta $|\mu - \mu_{\text{ref}}|$ *después* de la corrección (en RGB no aplica).

Canal	Antes		Después		RVR [%]	$\lvert\mu - \mu_{\text{ref}}\rvert$
	μ	σ	μ	σ		
R	72.97	47.16	110.77	45.00	4.57	–
G	144.64	60.91	109.83	60.16	1.22	–
B	122.80	56.18	101.38	55.30	1.57	–
Y	120.72	53.34	109.15	53.88	-1.01	4.13
Cr	93.93	19.20	129.16	13.26	30.94	1.16
Cb	129.18	11.13	123.61	8.91	19.92	4.39

Nota: $\mu_{Y,\text{ref}}$ (carta) = 105,02.

Tendencias globales en el conjunto. El conjunto de Figs 30, 31, 32, 33, 34 y 35 muestran, para todo el conjunto ($N = 105$), la evolución de las medias por imagen en cada canal antes (azul) y después (naranja) de la corrección. En RGB se observa una alta variabilidad entre imágenes en las series originales (picos y valles pronunciados) que disminuye *ligeramente* tras la normalización (RVR de 1–5 %). En YCrCb, Y se concentra alrededor de un nivel estable *con varianza global prácticamente inalterada* (RVR ≈ -1 %, coherente con el realce local vía CLAHE), mientras que Cr y Cb convergen hacia el neutro del espacio (aprox. 128 en 8 bits) con una reducción clara de dispersión (RVR ≈ 31 % en Cr y ≈ 20 % en Cb).

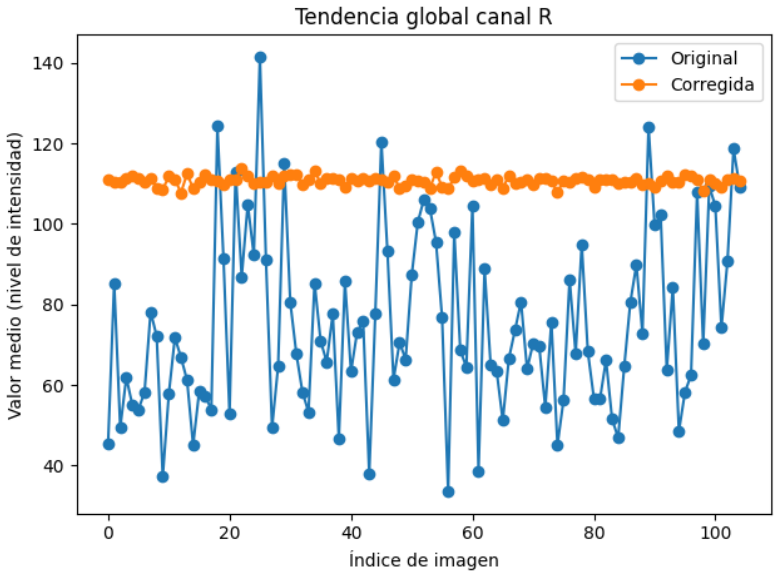


FIGURA 30: Tendencia global del canal $\overline{R}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255].

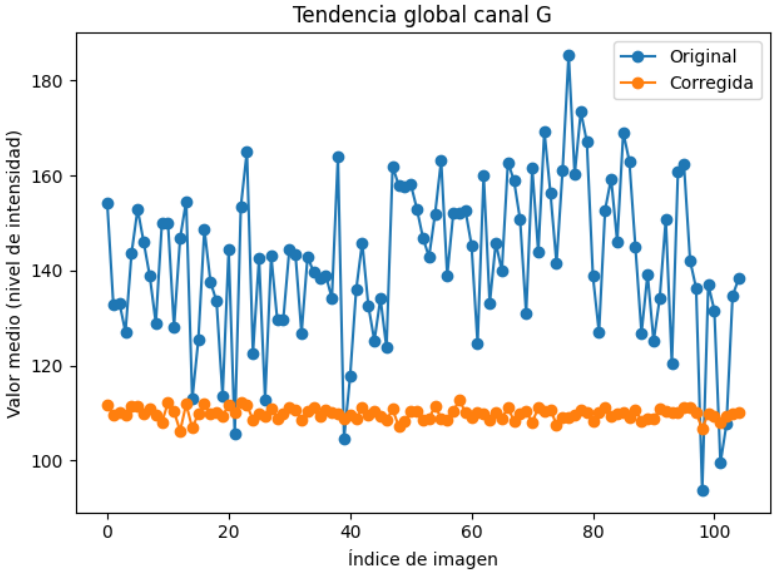


FIGURA 31: Tendencia global del canal $\overline{G}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255].

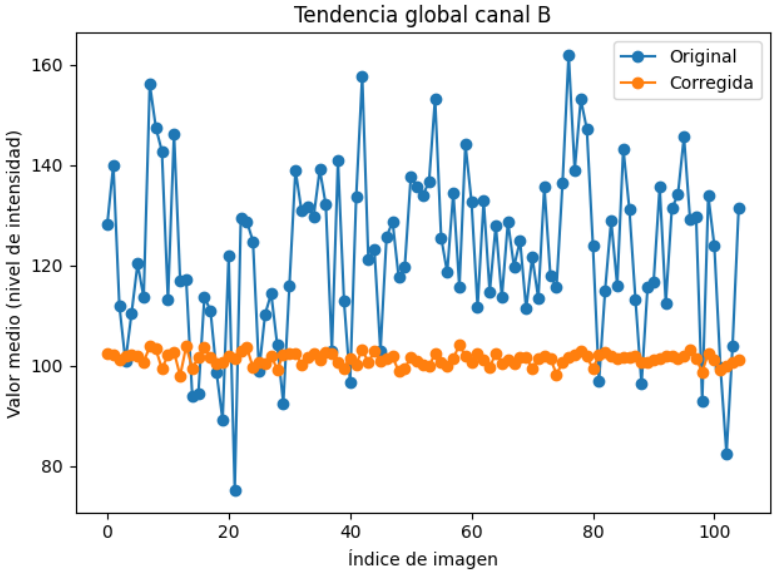


FIGURA 32: Tendencia global del canal $\overline{B}$ antes y después de la recuperación de color. (Azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255].

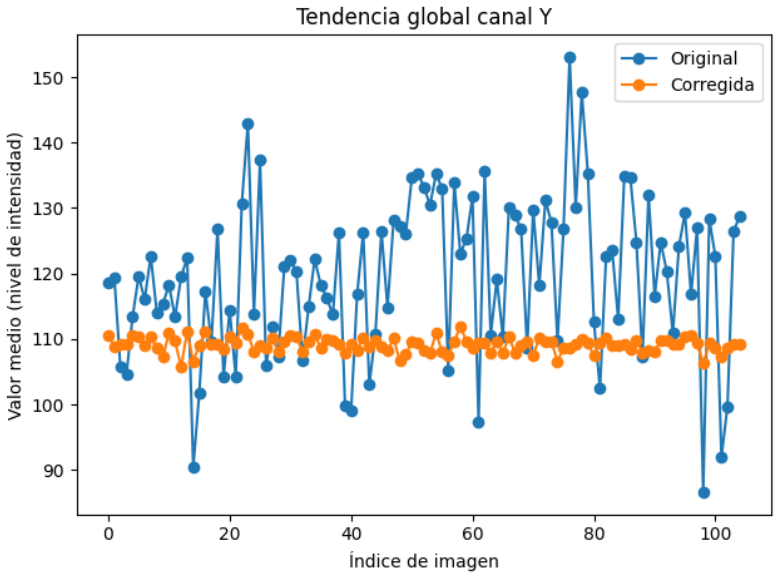


FIGURA 33: Tendencia global del canal $\overline{Y}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Eje Y: valor medio de intensidad [0–255].

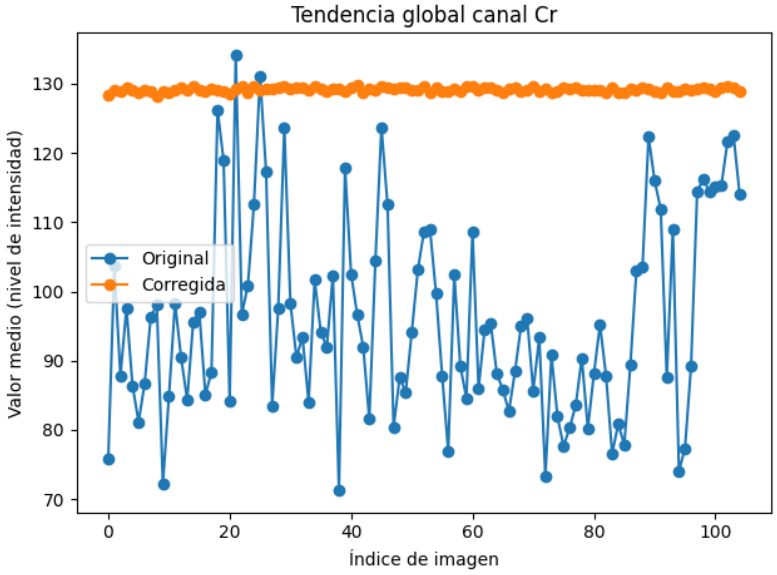


FIGURA 34: Tendencia global del canal $\overline{Cr}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Se observa la convergencia hacia el valor neutro ≈ 128.

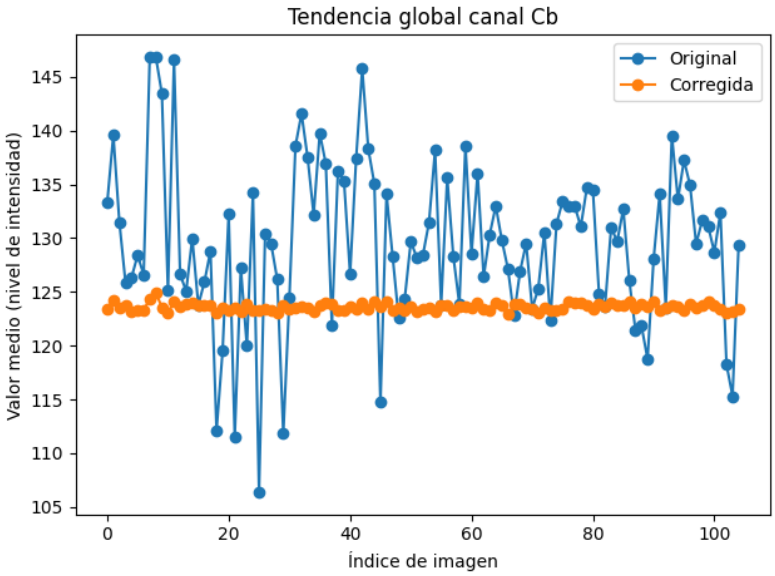


FIGURA 35: Tendencia global del canal $\overline{Cb}$ antes y después de la corrección de color (azul: original; naranja: corregida). Se aprecia igualmente la estabilización hacia el valor neutro del espacio YCrCb.

Comentarios e interpretación. Los canales cromáticos muestran la mayor estabilización: en Cr la dispersión cae de forma notable (RVR $\approx 30{,}9\,\%$) y la media se aproxima fuertemente al neutro ($|\mu_{Cr} - 128|$ pasa de 34,07 a 1,16, reducción $\sim 96{,}6\,\%$). En Cb la variabilidad disminuye (RVR $\approx 19{,}9\,\%$), si bien la media se aleja ligeramente del neutro ($|\mu_{Cb} - 128|$ de 1,18 a 4,39), lo que sugiere una leve sobre/infra–compensación o una asimetría de iluminación/escena.

En luminancia, Y se acerca a la referencia ($|\mu_Y - \mu_{Y,\mathrm{ref}}|$ de 15,70 a 4,13, mejora $\sim 73{,}7\,\%$) con una σ_Y prácticamente inalterada (RVR $\approx -1{,}0\,\%$), consistente con la acción de CLAHE (realce local sin colapsar la variabilidad global). En RGB, la corrección desplaza la media (aumento en R, descenso en G y B) en línea con la neutralización de la dominante azul–verdosa; la reducción de σ es leve (1–5 %), indicando que la homogeneización principal ocurre en la crominancia.

Métricas objetivas de calidad Para cuantificar la estabilización y la ganancia global de calidad, se reportan *UICM* (fidelidad cromática), *UISM* (agudeza/estructura), *UIConM* (contraste) y la métrica compuesta *UIQM*. Se incluyen media μ, desviación σ y la diferencia $\Delta = \text{Recuperada} - \text{Original}$. Además, se muestra el cambio relativo $\%\Delta = 100 \cdot \Delta/\text{Original}$. Se evaluaron **105 pares** imagen original–recuperada (Tabla 6).

CUADRO 6: Resumen de métricas UIQM y componentes (media ± desviación) en $N = 105$ pares. Δ = Recuperada − Original; $\%\Delta = 100 \cdot \Delta/\text{Original}$.

Métrica	Original	Recuperada	Δ (Rec–Orig)	$\%\Delta$
UICM	$53{,}4029 \pm 14{,}0204$	$33{,}9014 \pm 8{,}4141$	$-19{,}5015 \pm 8{,}4715$	$-36{,}5\,\%$
UISM	$139{,}8024 \pm 32{,}6683$	$139{,}1690 \pm 33{,}5742$	$-0{,}6334 \pm 4{,}3214$	$-0{,}45\,\%$
UIConM	$20{,}0520 \pm 4{,}4512$	$27{,}3436 \pm 5{,}7133$	$+7{,}2916 \pm 4{,}0159$	$+36{,}4\,\%$
UIQM	$114{,}4816 \pm 18{,}8991$	$139{,}8143 \pm 23{,}2566$	$+25{,}3327 \pm 14{,}3909$	$+22{,}1\,\%$

Interpretación de resultados. El **UIQM** aumenta en promedio $+25{,}33$ puntos ($\sim$**+22.1 %**), corroborando la mejora global observada en el análisis por canal. El incremento de **UIConM** ($+36{,}4\,\%$) confirma el realce de contraste inducido por CLAHE en Y. **UISM** permanece esencialmente constante ($-0{,}45\,\%$), señal de que no se degrada la estructura. La disminución de **UICM** ($-36{,}5\,\%$) es compatible con la neutralización de la dominante: al acercar Cr/Cb al neutro, se reduce la çolorfulness"que UICM captura; la ganancia neta en UIQM valida el equilibrio alcanzado.

Discusión y conclusiones parciales El proceso de recuperación:

- neutraliza la dominante y estabiliza los canales cromáticos (Cr, Cb) a lo largo del conjunto;
- redistribuye el brillo en Y con realce local de contraste, favoreciendo la segmentación y el cálculo del área blanqueada;
- reduce la variabilidad entre imágenes, disminuyendo la dependencia del umbral respecto a condiciones de captura.

Como trabajo futuro, se sugiere: (i) calcular promedios cromáticos de la referencia sobre una ROI estricta de la carta; (ii) ponderar Δ_{Cr} y Δ_{Cb} con factores $\lambda_{Cr}, \lambda_{Cb}$ para afinar el centrado; y (iii) realizar una pequeña *ablation* de hiperparámetros (α, `clipLimit`) guiada por UIQM/UIConM, todo ello sin comprometer el costo computacional (complejidad $\mathcal{O}(MN)$).

5.2. Segmentación de Corales

La segmentación constituye una etapa fundamental en el flujo de procesamiento de imágenes, ya que permite aislar de manera precisa las regiones correspondientes a corales, separándolas del fondo y de otros objetos marinos irrelevantes. Esta separación es esencial porque garantiza que las etapas posteriores (clasificación y análisis de blanqueamiento) se realicen únicamente sobre píxeles de interés, evitando sesgos o ruido en los cálculos. En esta etapa se busca delimitar de forma automática y precisa las regiones correspondientes a corales dentro de cada imagen recuperada, generando máscaras limpias y coherentes que sirvan como entrada directa para la clasificación jerárquica y la cuantificación del área blanqueada.

5.2.1. Fundamentos y método

El proceso de segmentación se basa en un **diseño híbrido** que integra dos modelos de visión por computador complementarios: **GroundingDINO** [150] y el **Segment Anything Model (SAM)** [151]. Esta combinación equilibra la capacidad semántica de detección guiada por texto (GroundingDINO) con la precisión geométrica de segmentación a nivel de píxel (SAM), maximizando simultáneamente la sensibilidad y la exactitud.

- **GroundingDINO:** modelo de detección basado en *transformers* capaz de localizar objetos a partir de descripciones textuales (*prompts*). Se utiliza un conjunto amplio de términos relacionados con corales (géneros, morfologías y estados sanitarios), de forma que las detecciones sean consistentes ante variaciones visuales y taxonómicas.
- **SAM:** modelo de segmentación universal que, a partir de las cajas delimitadoras propuestas por GroundingDINO, genera máscaras precisas de los objetos detectados, alcanzando resolución de nivel píxel.

El flujo fue implementado en PYTHON (v3.10), utilizando las librerías oficiales de GROUNDINGDINO y SEGMENT ANYTHING sobre `PyTorch 2.0`. La arquitectura modular permite procesar lotes de imágenes y registrar todos los parámetros, puntuaciones e índices de confianza en archivos `JSON` para trazabilidad y auditoría posterior.

Criterios y parámetros operativos. La integración de ambos modelos se controla mediante los siguientes parámetros, todos ajustables y reportados en cada ejecución:

- **Prompts en GroundingDINO:** *"coral"*, *"branching coral"*, *"massive coral"*, *"Acropora"*, *"Pocillopora"*, *"Porites"*, *"bleached coral"*, *etc.* La lista se adapta según la morfología dominante y la taxonomía local.
- **Umbral de confianza en detección** (τ_{conf}): probabilidad mínima para aceptar una caja, típicamente $\tau_{\text{conf}} \in [0{,}30, 0{,}50]$.
- **Fusión/NMS por IoU** (τ_{nms}): se combinan cajas redundantes si IoU $> \tau_{\text{nms}}$ (usualmente 0,5), conservando la de mayor confianza.
- **Filtrado por área relativa** ($\alpha_{\text{mín}}, \alpha_{\text{máx}}$): se descartan cajas demasiado pequeñas o grandes respecto al tamaño de imagen ($\alpha_{\text{mín}} \approx 0{,}002$–$0{,}01$; $\alpha_{\text{máx}} \approx 0{,}50$).
- **Máscaras con SAM:** de las máscaras candidatas por caja se selecciona la de mayor *predicted IoU* o *stability score*. Se exige una puntuación mínima (τ_{mask}) para aceptar la máscara.
- **Postprocesado morfológico:** operaciones ligeras (cerrado/abierto) para suavizar bordes y eliminar artefactos menores a 50–100 píxeles.

Estos parámetros se optimizaron empíricamente para maximizar la sensibilidad —detectando múltiples colonias dentro de una misma escena— sin incrementar falsos positivos asociados a texturas del fondo.

5.2.2. Diagrama de flujo del algoritmo

La Fig. 36 presenta el **diagrama de flujo del algoritmo** híbrido. Cada imagen pasa por las etapas de detección (GroundingDINO), filtrado y fusión de cajas, generación de máscaras (SAM) y exportación de resultados. Los valores de umbrales, *prompts* y criterios de aceptación se cargan al inicio del proceso para mantener trazabilidad y reproducibilidad.

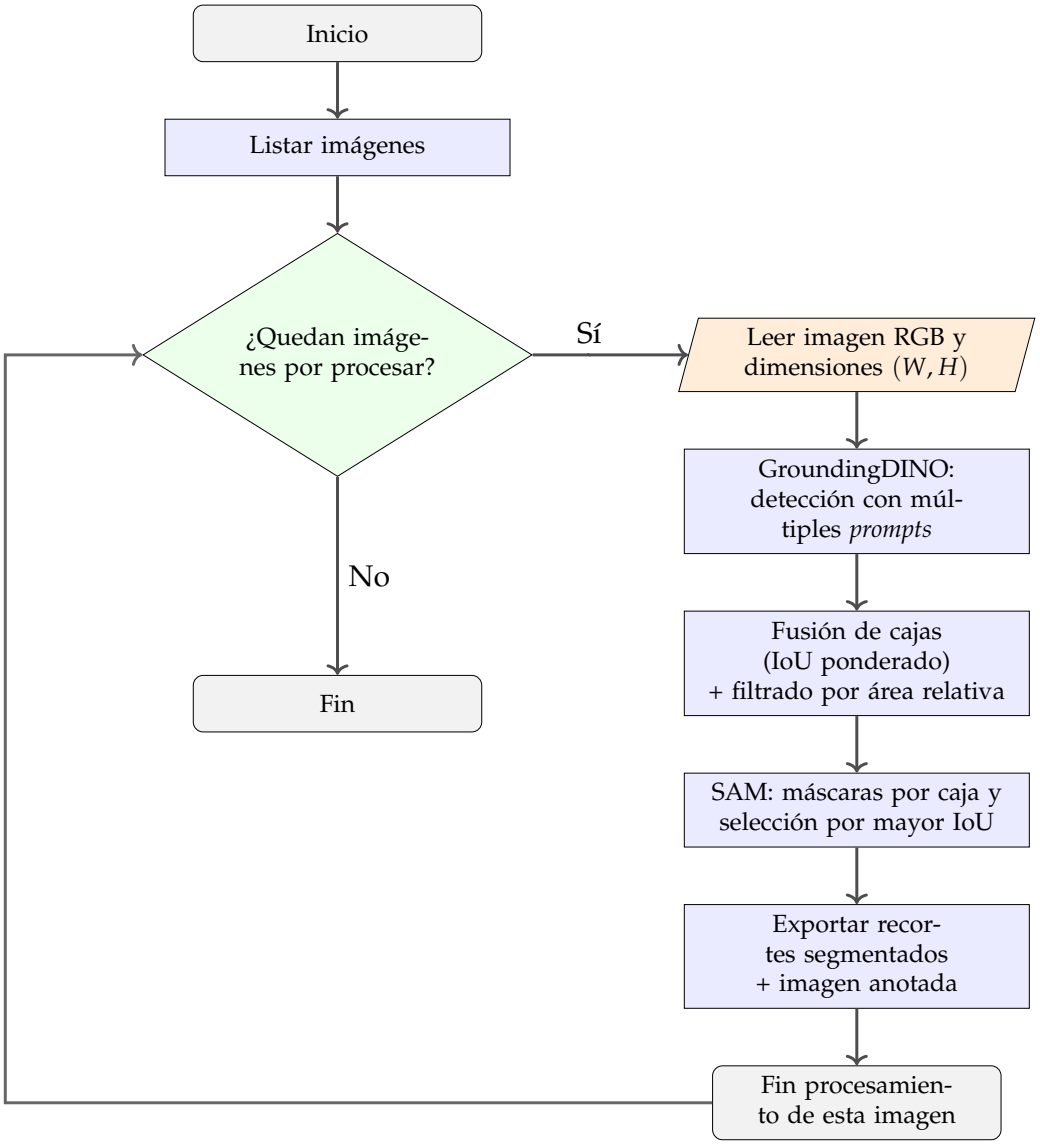
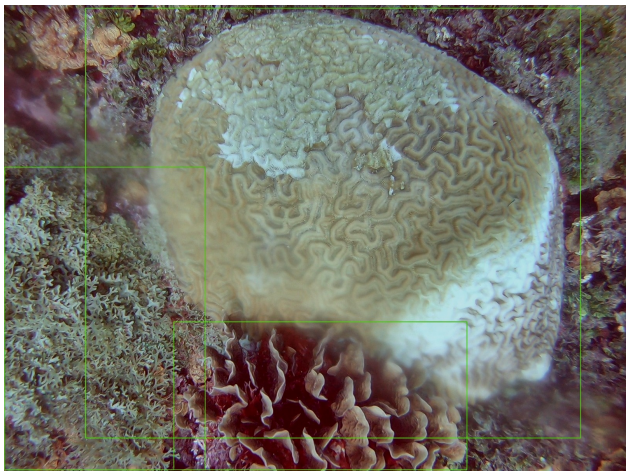


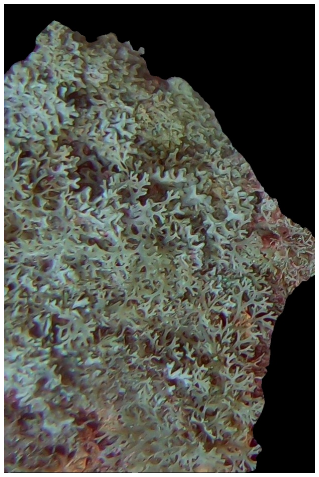
FIGURA 36: Diagrama de flujo de la etapa de segmentación.

5.2.3. Resultados

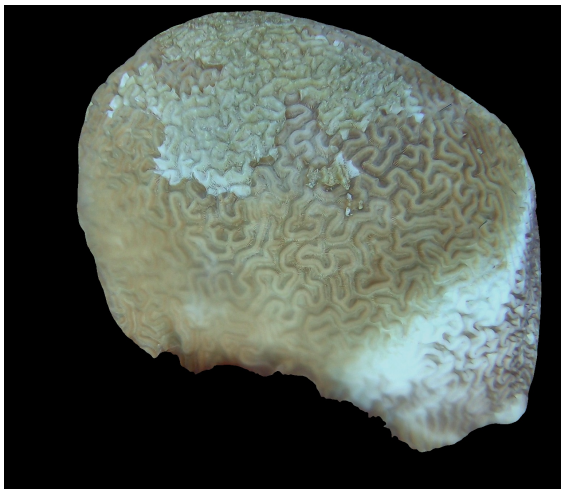
En la práctica, el diseño híbrido de segmentación mostró un desempeño sólido en condiciones de iluminación y contraste favorables. En las imágenes con un único coral dominante dentro de la escena, el modelo logró delimitar con precisión la colonia y generar máscaras limpias y coherentes, como se observa en la Fig. 38. Asimismo, en tomas donde coexistían varias colonias dentro de una misma imagen, el sistema fue capaz de identificar y segmentar correctamente cada una de ellas, manteniendo una adecuada separación entre regiones, tal como se ilustra en las Figs. 37 y 39.



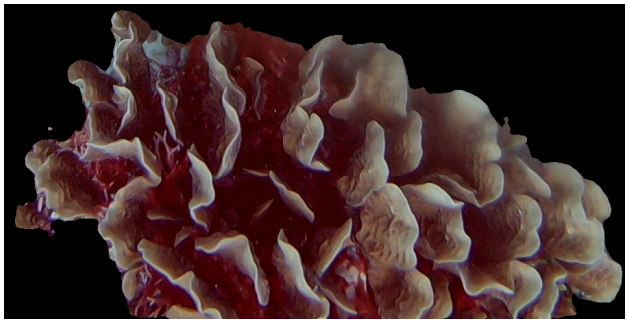
(A) Original con identificación (caso 1)



(B) Segmentada (caso 1a)



(C) Segmentada (caso 1b)

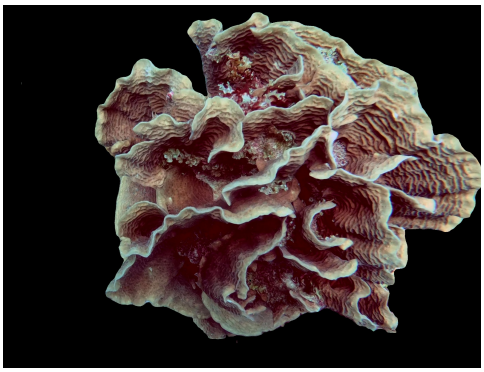


(D) Segmentada (caso 1c)

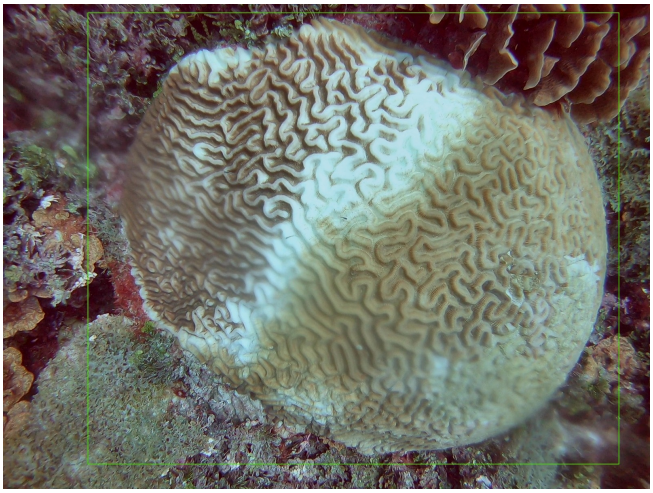
FIGURA 37: Ejemplo de *Segmentación múltiple*: identificación de varios corales en una sola imagen con fallo tipico de identificación.



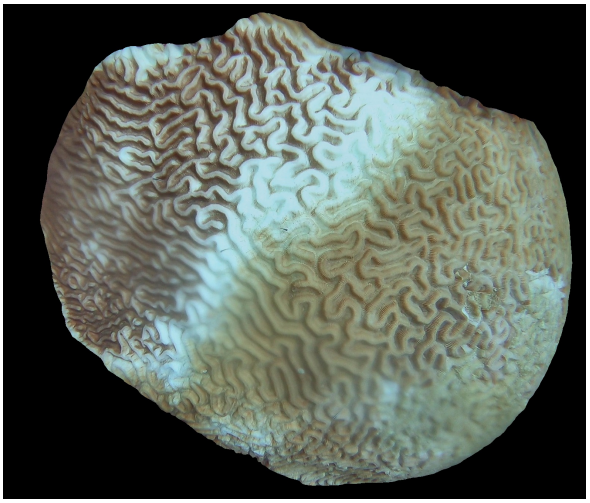
(A) Original con identificación (caso 1)



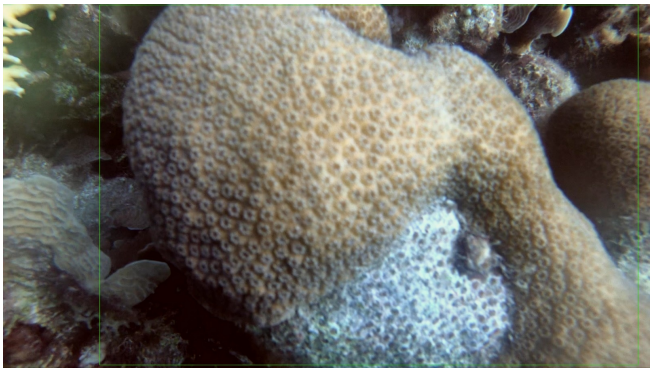
(B) Segmentada (caso 1)



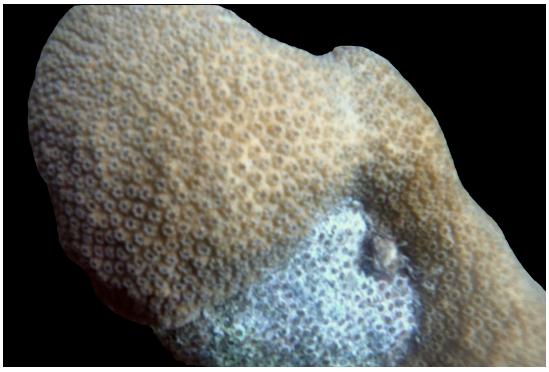
(C) Original con identificación (caso 2)



(D) Segmentada (caso 2)

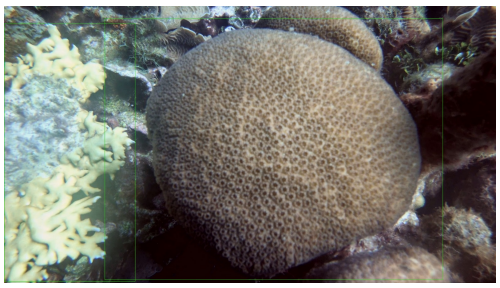


(E) Original con identificación (caso 3)

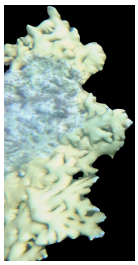


(F) Segmentada (caso 3)

FIGURA 38: Comparativas antes/después de la etapa de segmentación. Izquierda: imagen *original después de recuperación de color con recuadro de identificación de coral*; derecha: imagen *segmentada*.



(A) Original con identificación



(B) Segmentada 1a



(C) Segmentada 1b

FIGURA 39: Ejemplo de *Segmentación múltiple*: identificación de varios corales en una sola imagen.

Discusión e interpretación. El sistema alcanzó una tasa de segmentaciones correctas cercana al 80 % en imágenes con buena recuperación de color y contraste moderado. Los principales fallos observados fueron: (i) sobresegmentaciones en zonas con textura similar al coral, (ii) fugas hacia el fondo en presencia de alta turbidez, y (iii) pérdida parcial de contornos en condiciones de baja luminancia. En algunos casos, además, **no se generaron detecciones en GroundingDINO** debido a la baja calidad visual de la imagen o a la falta de características distinguibles, lo que se tradujo en escenas que *no pudieron ser segmentadas*. Estos errores confirman la fuerte dependencia del modelo respecto a la calidad de la imagen previa y justifican la recuperación de color como etapa previa indispensable para estabilizar la luminancia y la crominancia antes de segmentar.

Conclusión parcial enlazada. La combinación de GroundingDINO y SAM permitió obtener máscaras precisas y coherentes, garantizando la extracción selectiva de los píxeles correspondientes a corales. Estas máscaras constituyen la base para las etapas de clasificación jerárquica y evaluación de blanqueamiento desarrolladas en las secciones siguientes, asegurando la coherencia y continuidad del pipeline completo.

5.3. Clasificación jerárquica de familias de corales

Esta sección tiene como objetivo desarrollar y evaluar un clasificador jerárquico que, a partir de una imagen de coral, produzca predicciones consistentes en tres niveles taxonómicos (especie, género y familia). Se presenta una narrativa única que cubre fundamentos y métodos, el flujo de funcionamiento, los resultados (separando entrenamiento y clasificación), su discusión e interpretación, y una conclusión que enlaza con el análisis global posterior.

Fundamentos y métodos aplicados. El enfoque sigue una **inferencia ascendente** (especie → género → familia) con **consistencia taxonómica**, materializada mediante una **arquitectura multi-cabeza** con representación compartida. A continuación se describen, los elementos metodológicos clave:

- **Razonamiento del enfoque jerárquico**
  - *Balance natural*: el nivel de **especies** es el más balanceado (**CV = 0.056**); **géneros** presenta balance intermedio (**CV = 0.325**) y **familias** muestra mayor desbalance (**CV = 0.410**). Esta gradiente justifica entrenar primariamente en especie y derivar niveles superiores.
  - *Coherencia biológica*: se respetan las relaciones especie→género→familia mediante mapeos verificados.
  - *Salidas multi-nivel*: una única pasada del modelo entrega etiquetas y confidencias para los tres niveles.
- **Datos y partición estratificada**
  - *Dataset*: 590 imágenes organizadas en 7 familias, 8 géneros y 12 especies (Tablas 9–7).
  - *División*: 70 % entrenamiento, 15 % validación y 15 % prueba, estratificando por especie para heredar proporciones razonables en los otros niveles.
  - *Reproducibilidad*: semillas fijas para división y transformaciones.
- **Preprocesamiento y aumentos**
  - *Tamaño y normalización*: lado corto a 256 px y *center-crop* 224×224 en validación/prueba; estadísticas ImageNet por canal (media 0.485/0.456/0.406; std 0.229/0.224/0.225).
  - *Aumentos (entrenamiento)*: rotaciones $\pm 30^{\circ}$, volteo horizontal (p=0,5), *color jitter* moderado y *random erasing* (p=0,3).
- **Arquitectura y pérdidas**
  - *Backbone*: ResNet50 preentrenada (ImageNet) con `layer1-2` congeladas y `layer3-4` en *fine-tuning*.
  - *Representación compartida*: proyección lineal a 512 + ReLU + *dropout* 0.5.
  - *Cabezas*: clasificadores lineales para 12 especies, 8 géneros y 7 familias.
  - *Pérdida compuesta*:

$$\mathcal{L} = \lambda_{\text{esp}}\mathcal{L}_{\text{esp}} + \lambda_{\text{gen}}\mathcal{L}_{\text{gen}} + \lambda_{\text{fam}}\mathcal{L}_{\text{fam}},$$

    priorizando especie ($\lambda_{\text{esp}} \geq \lambda_{\text{gen}}, \lambda_{\text{fam}}$) para estabilizar la inferencia ascendente.

- **Optimización y monitoreo**
  - *Optimizador*: AdamW (decaimiento 10^{-4}) con tasas iniciales diferenciadas (más baja para el tronco reajustado, más alta para cabezas nuevas); CosineAnnealingLR.
  - *Precisión mixta*: AMP (*GradScaler*) para eficiencia.
  - *Criterio de selección*: mejor pérdida de validación compuesta con desempate por promedio de *accuracy* en los tres niveles y consistencia jerárquica.
  - *Métricas reportadas* : Accuracy, Balanced Accuracy, F1 macro/weighted, MCC, Kappa; Top-2/Top-3; curvas ROC/PR *one-vs-rest*; IC95 % por *bootstrap* estratificado (2,000 réplicas).
- **Inferencia y consistencia**
  -
  - Predicción primaria de especie:

$$s = \arg\max \mathbf{P}_{\text{esp}}, \quad g = \text{Genus}(s), \quad f = \text{Family}(g).$$

    w

Diagrama de flujo del funcionamiento. Primero se resume la arquitectura lógica y, acto seguido, se detalla la inferencia con su verificación de consistencia. La Figura 40 presenta el pipeline de datos; la Figura 41 explicita las decisiones de inferencia.

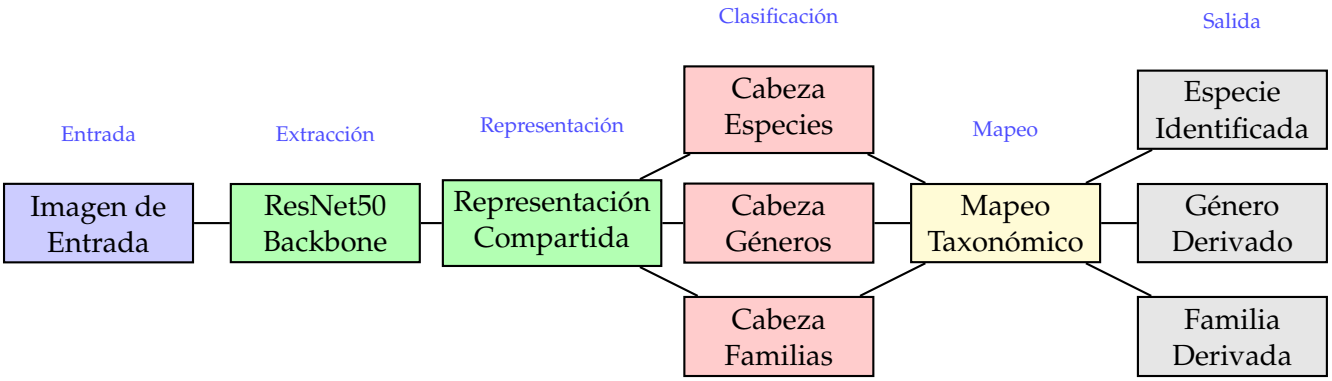


FIGURA 40: Arquitectura conceptual del sistema de clasificación jerárquica mostrando el flujo de datos desde la entrada hasta las predicciones finales, incluyendo el proceso de mapeo taxonómico para garantizar consistencia jerárquica.

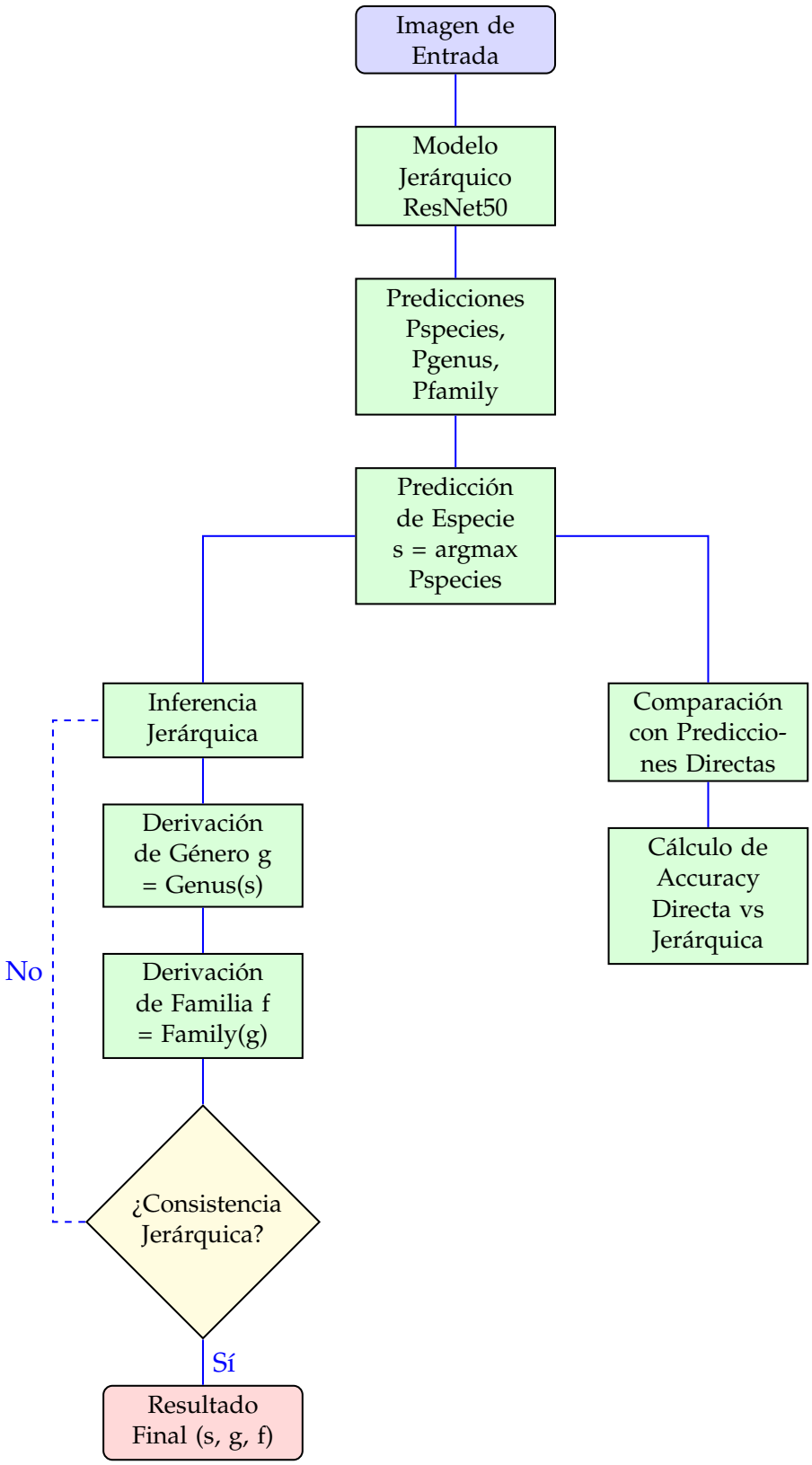


FIGURA 41: Diagrama de flujo del proceso de inferencia jerárquica.

Dataset y organización taxonómica. Para contextualizar los resultados, la Tabla 9 resume la distribución por familia; las Tablas 8 y 7 completan género y especie.

CUADRO 7: Distribución de imágenes por especie (CV a nivel especies ≈ 0,056).

Especie	Género	Imágenes	%
Acropora cervicornis	Acropora	50	8.5
Acropora palmata	Acropora	50	8.5
Agaricia agaricites	Agaricia	50	8.5
Agaricia fragilis	Agaricia	40	6.8
Montastraea cavernosa	Montastraea	50	8.5
Orbicella annularis	Orbicella	50	8.5
Orbicella faveolata	Orbicella	50	8.5
Millepora alcicornis	Millepora	50	8.5
Diploria labyrinthiformis	Diploria	50	8.5
Pocillopora damicornis	Pocillopora	50	8.5
Porites astreoides	Porites	50	8.5
Porites porites	Porites	50	8.5
Total	**8 géneros**	**590**	**100.0**

CUADRO 8: Distribución de imágenes por género de corales en el dataset jerárquico

Género	Familia	Imágenes	Porcentaje
Acropora	Acroporidae	100	16.9 %
Agaricia	Agariciidae	90	15.3 %
Montastraea	Merulinidae	50	8.5 %
Orbicella	Merulinidae	100	16.9 %
Millepora	Milleporidae	50	8.5 %
Diploria	Mussidae	50	8.5 %
Pocillopora	Pocilloporidae	50	8.5 %
Porites	Poritidae	100	16.9 %
Total	**7 familias**	**590**	**100.0 %**

CUADRO 9: Distribución de imágenes por familia (CV a nivel familias ≈ 0,410).

Familia	Imágenes	%
Acroporidae	100	17.0
Agariciidae	90	15.3
Merulinidae	150	25.4
Milleporidae	50	8.5
Mussidae	50	8.5
Pocilloporidae	50	8.5
Poritidae	100	17.0
Total	**590**	**100.0**

Resumen de balance (CV). Para claridad y consistencia: **Especies: 0.056**, **Géneros: 0.325**, **Familias: 0.410**. Esta gradiente de desbalance motiva el entrenamiento centrado en especies y la derivación jerárquica hacia niveles superiores.

5.3.1. Resultados de entrenamiento

El modelo se entrenó durante 25 épocas con convergencia estable alrededor de la época 19, lo cual genera los siguientes resultados.

Evolución de la precisión por nivel. La Figura 42 muestra la *accuracy* por especie, género y familia: las tres curvas convergen de forma sincronizada, coherente con la pérdida compuesta y la inferencia ascendente.

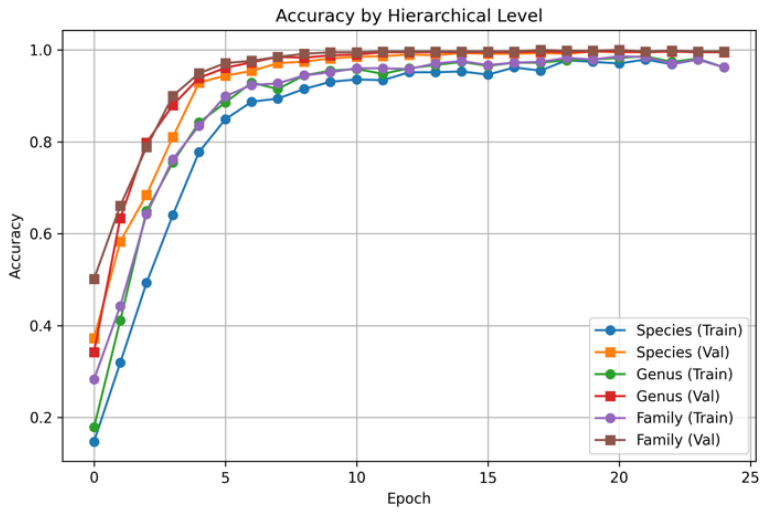


FIGURA 42: Evolución de *accuracy* por nivel durante entrenamiento. Convergencia coordinada entre niveles.

Pérdida de entrenamiento y validación. En la Figura 43 se observa reducción rápida inicial y estabilización posterior; la brecha entre entrenamiento y validación se mantiene contenida, sin señales de sobreajuste.

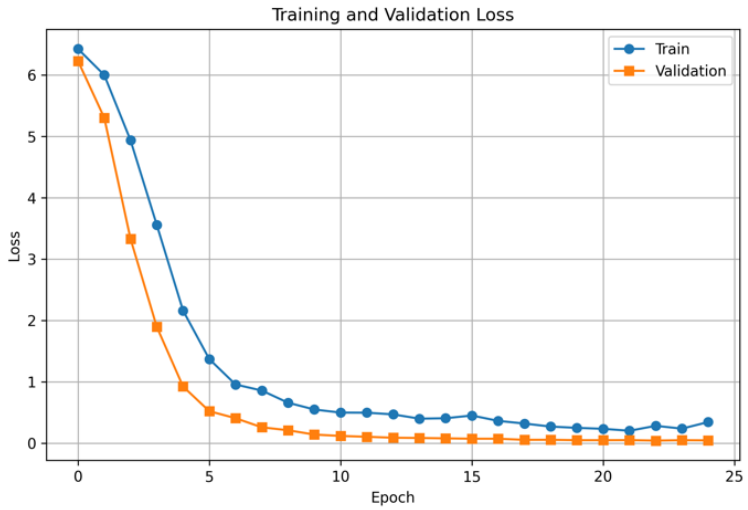


FIGURA 43: Pérdida en entrenamiento y validación. Estabilidad sin sobreajuste.

Costo temporal y agenda de aprendizaje. La Figura 44 reporta tiempos estables por época tras la inicialización; la Figura 45 muestra el decaimiento coseno, asociado con exploración temprana y refinamiento final.

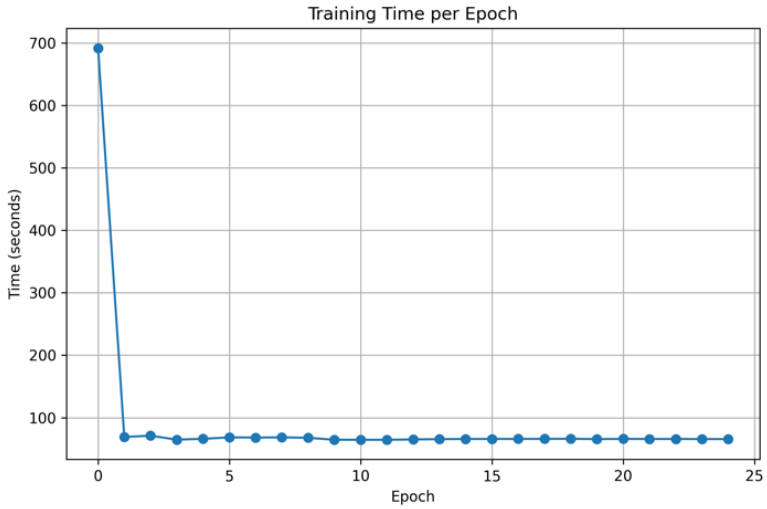


FIGURA 44: Tiempo de entrenamiento por época.

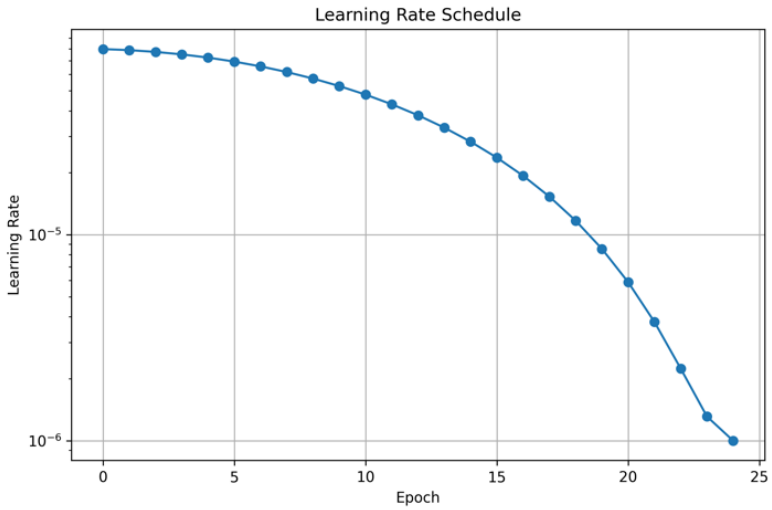


FIGURA 45: Programación de tasa de aprendizaje (CosineAnnealingLR).

5.3.2. Resultados de clasificación

Resumen global. En la Tabla 10 se reportan métricas en el conjunto de prueba. Los IC95 % (no mostrados para brevedad) se estimaron con *bootstrap* estratificado y respaldan los valores centrales.

CUADRO 10: Resultados cuantitativos globales (prueba).

Métrica	**Especie**	**Género**	**Familia**
Accuracy	99.66 %	99.66 %	100.00 %
Balanced Accuracy	99.67 %	99.75 %	100.00 %
F1-Score (Macro)	99.67 %	99.63 %	100.00 %
F1-Score (Weighted)	99.66 %	99.66 %	100.00 %
MCC	99.63 %	99.61 %	100.00 %
Kappa	99.63 %	99.61 %	100.00 %
Top-2 / Top-3 Acc.	100 % / 100 %	100 % / 100 %	100 % / 100 %

Patrones de acierto y error. Las Figuras 46–48 presentan matrices de confusión por nivel, con diagonales dominantes y errores mínimos; la separabilidad se ve reforzada por t-SNE (Fig. 49) y las curvas ROC/PR (Fig. 50).

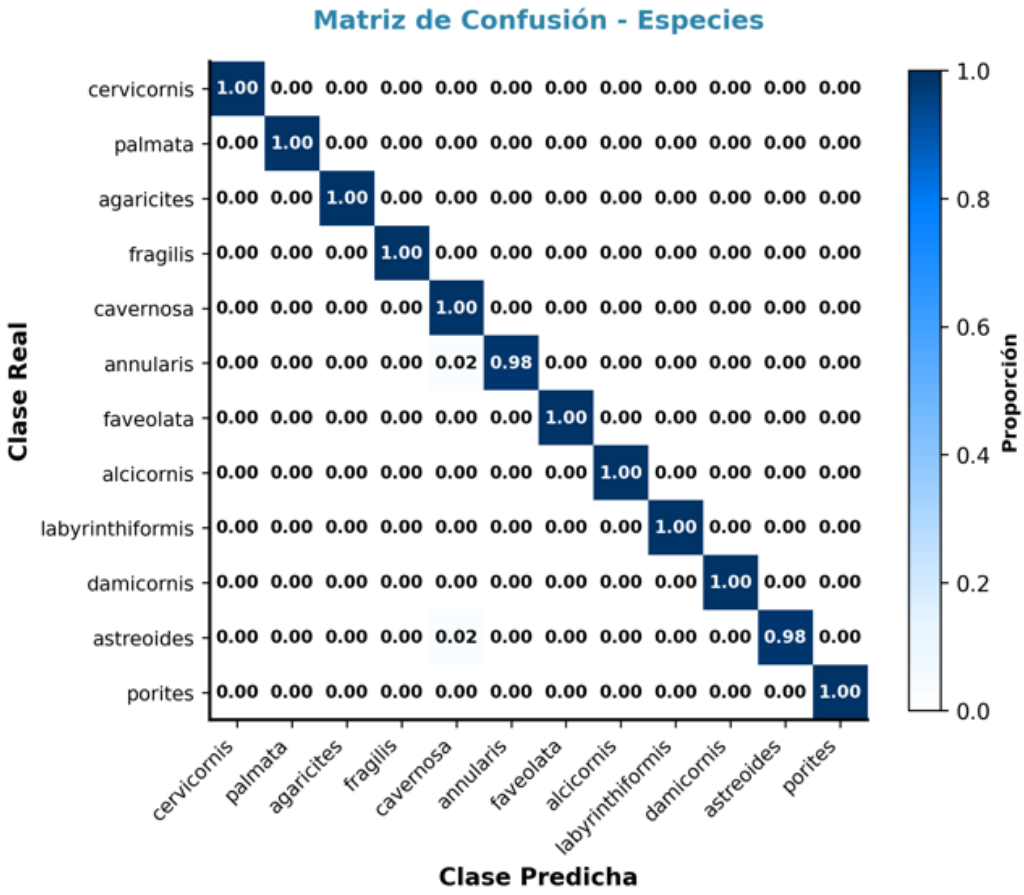


FIGURA 46: Matriz de confusión — Especies. Predomina la diagonal (aciertos).

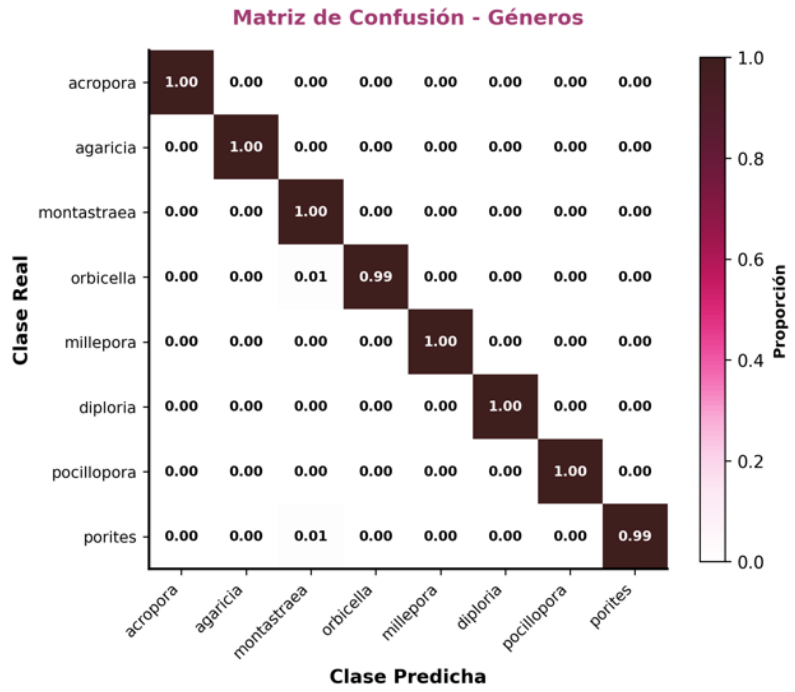


FIGURA 47: Matriz de confusión — Géneros. Errores esporádicos.

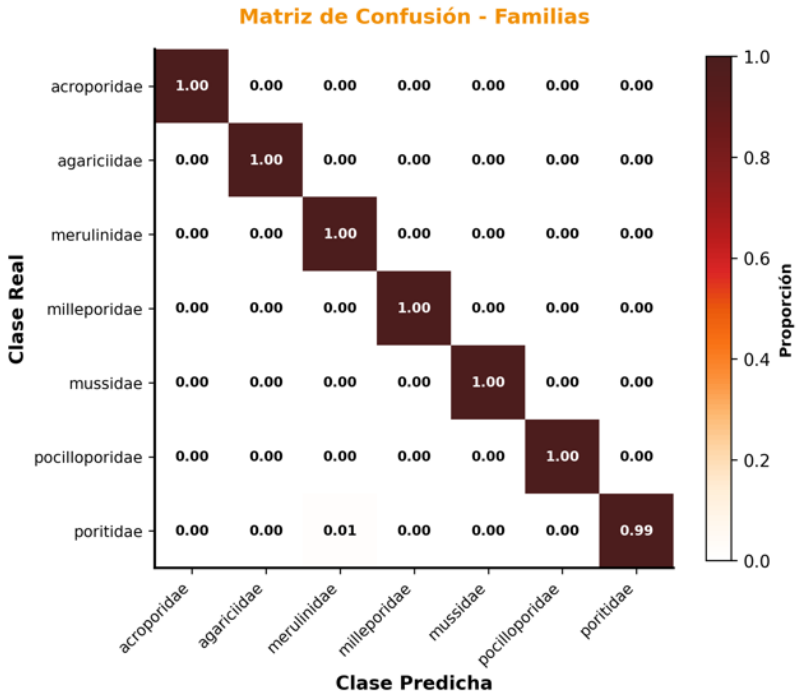


FIGURA 48: Matriz de confusión — Familias. Clasificación perfecta.

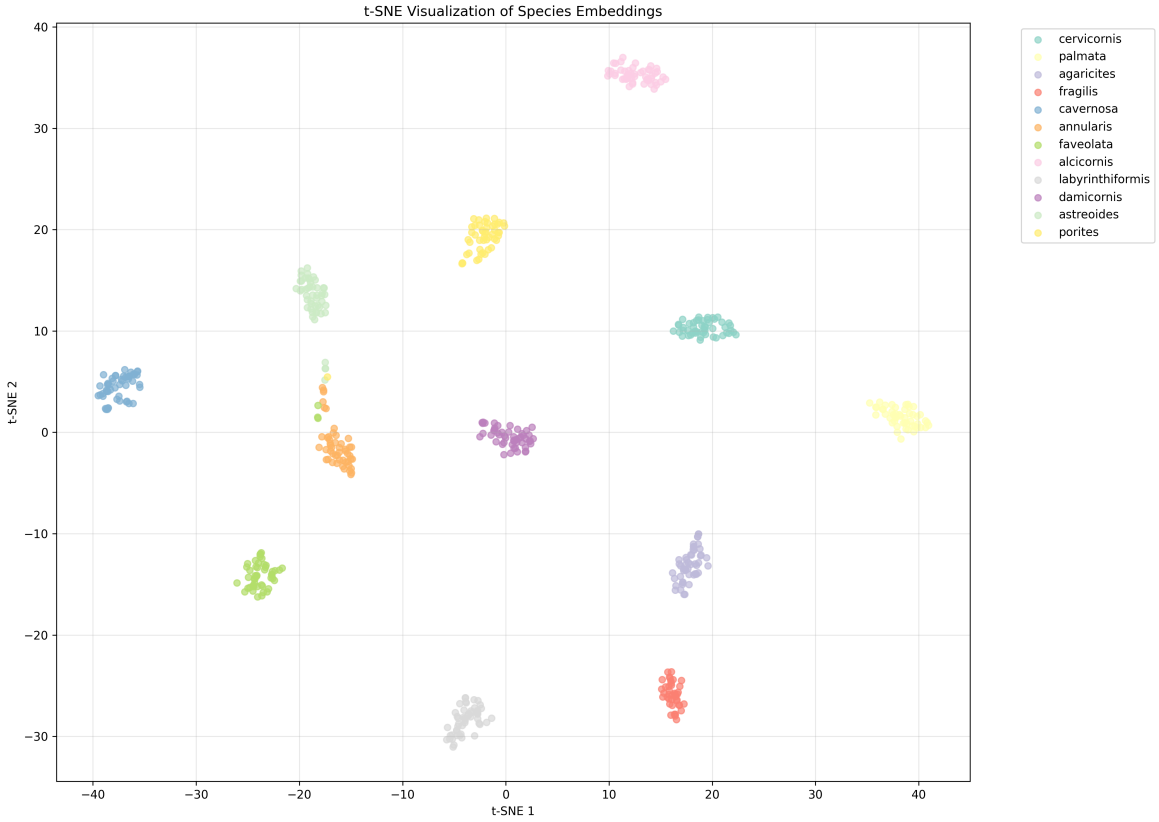
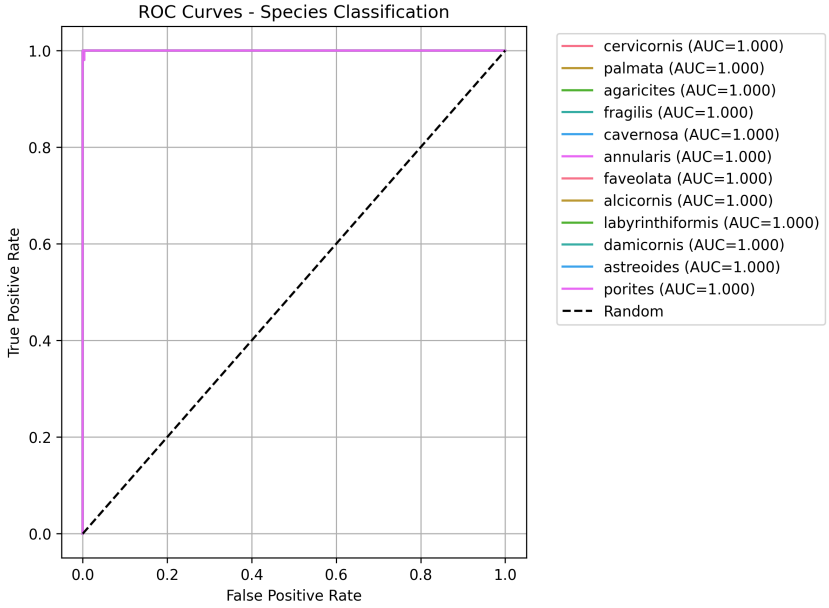
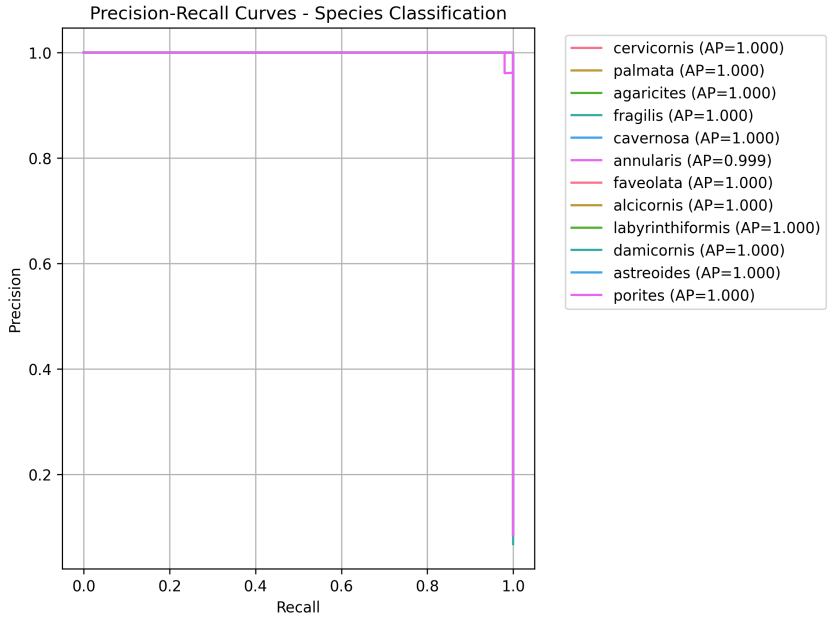


FIGURA 49: t-SNE de *embeddings*: agrupamientos compactos y separables.



(A) Curvas ROC *one-vs-rest* con AUC por clase.



(B) Curvas Precision–Recall con AP por clase.

FIGURA 50: Curvas ROC y PR: valores cercanos a 1 en todas las clases y niveles.

Validación con imágenes reales bajo cuatro condiciones. Para evaluar robustez frente al preprocesamiento, se muestran imágenes anotadas y sus tablas de predicción. Cada caso se introduce y comenta para mantener la coherencia narrativa.

(i) Sin recuperar ni recortar. En la Figura 51 se observa una predicción jerárquica coherente; la Tabla 11 detalla confidencias y alternativas.

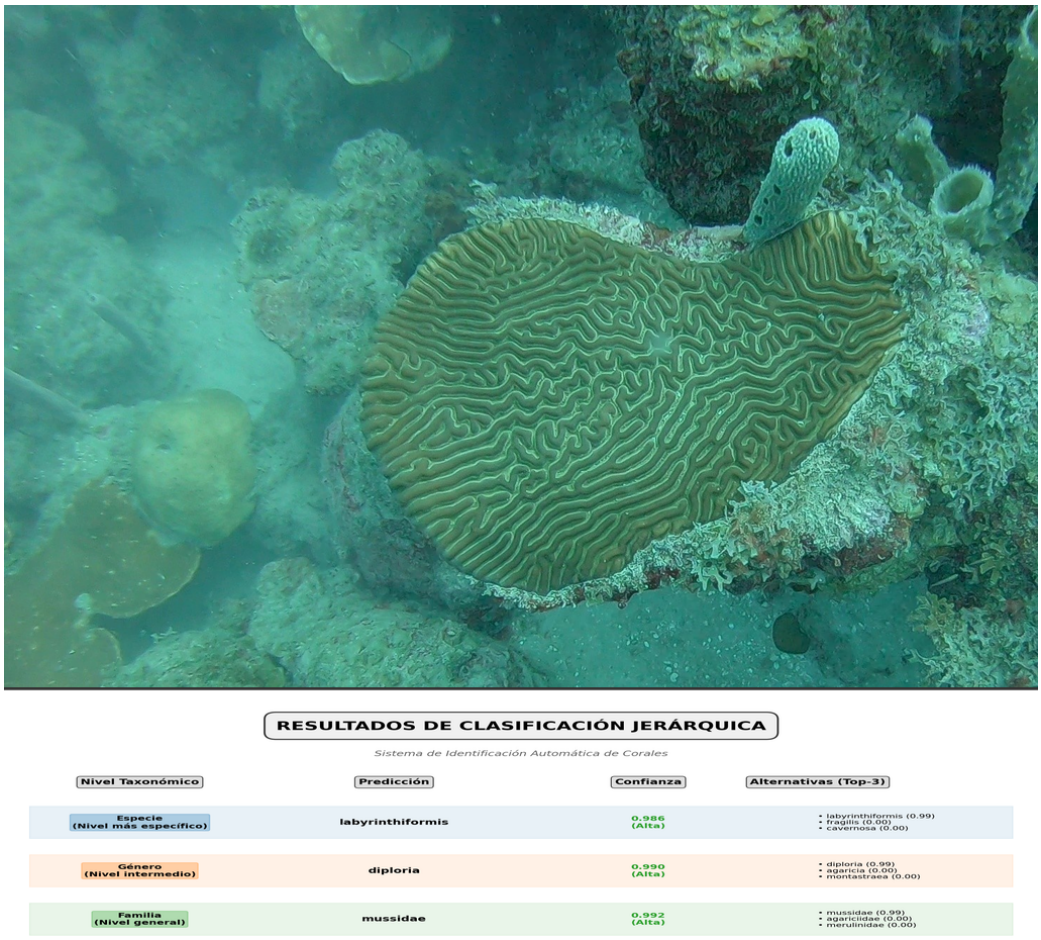


FIGURA 51: Caso 1: imagen sin recuperar ni recortar (predicciones superpuestas).

CUADRO 11: Predicciones jerárquicas — Caso 1 (sin recuperar/recortar).

Nivel	**Predicción**	**Confianza**	**Alternativas (Top-3)**
Especie	*labyrinthiformis*	**0.986**	labyrinthiformis (0.99), fragilis (0.00), cavernosa (0.00)
Género	*diploria*	**0.990**	diploria (0.99), agaricia (0.00), montastraea (0.00)
Familia	*mussidae*	**0.992**	mussidae (0.99), agariciidae (0.00), merulinidae (0.00)

(ii) Recortada sin recuperar. La Figura 52 y la Tabla 12 mantienen consistencia con leves ajustes en las probabilidades.

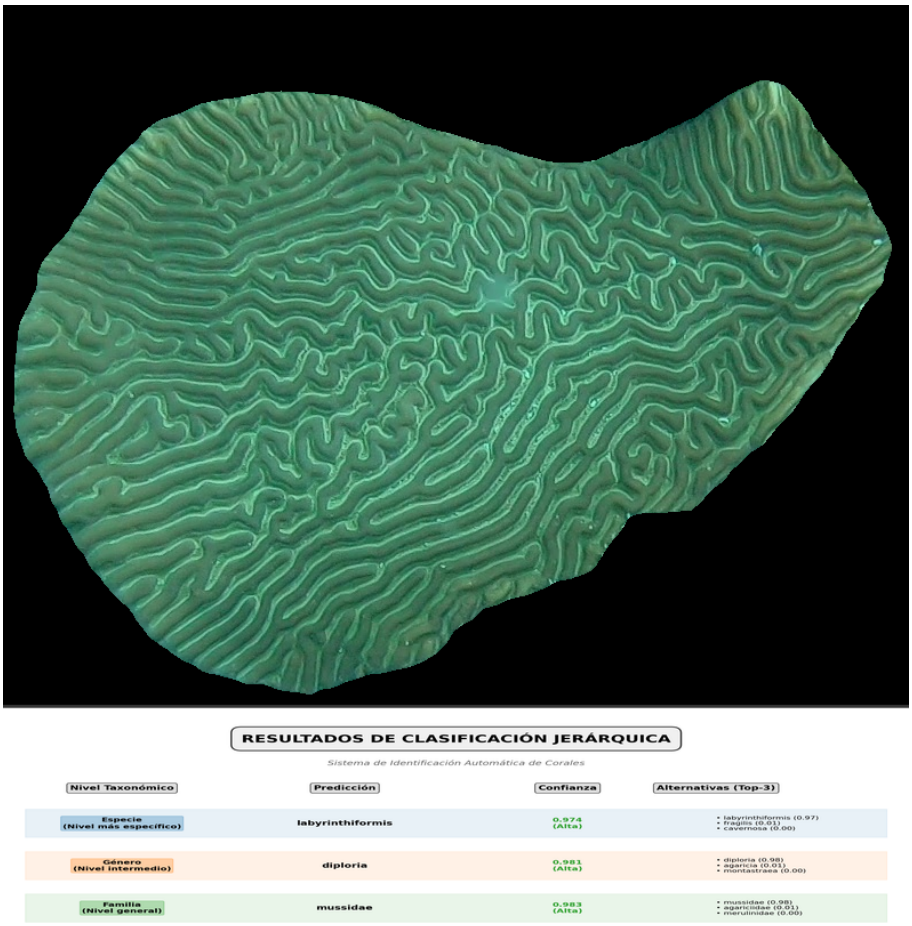


FIGURA 52: Caso 2: imagen recortada sin recuperación de color.

CUADRO 12: Predicciones jerárquicas — Caso 2 (recortada sin recuperar).

Nivel	Predicción	Confianza	Alternativas (Top-3)
Especie	*labyrinthiformis*	**0.974**	labyrinthiformis (0.97), fragilis (0.01), cavernosa (0.00)
Género	*diploria*	**0.981**	diploria (0.98), agaricia (0.01), montastraea (0.00)
Familia	*mussidae*	**0.983**	mussidae (0.98), agariciidae (0.01), merulinidae (0.00)

(iii) Recuperada sin recorte. La Figura 53 y la Tabla 13 evidencian una leve caída relativa, pero con coherencia taxonómica.

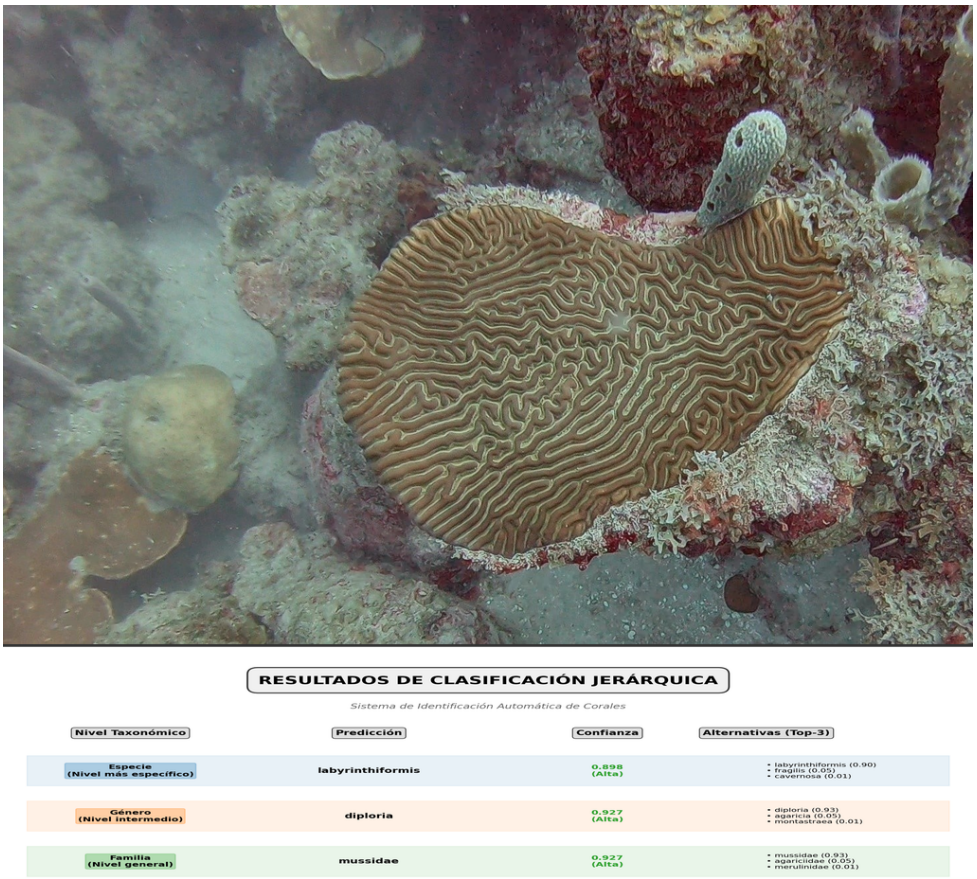


FIGURA 53: Caso 3: imagen recuperada sin recorte.

CUADRO 13: Predicciones jerárquicas — Caso 3 (recuperada sin recorte).

Nivel	Predicción	Confianza	Alternativas (Top-3)
Especie	*labyrinthiformis*	**0.898**	labyrinthiformis (0.90), fragilis (0.09), cavernosa (0.01)
Género	*diploria*	**0.927**	diploria (0.93), agaricia (0.06), montastraea (0.01)
Familia	*mussidae*	**0.927**	mussidae (0.93), agariciidae (0.06), merulinidae (0.01)

(iv) Recuperada y recortada. La Figura 54 y la Tabla 14 confirman la degradación suave prevista por la variación del preprocesamiento.

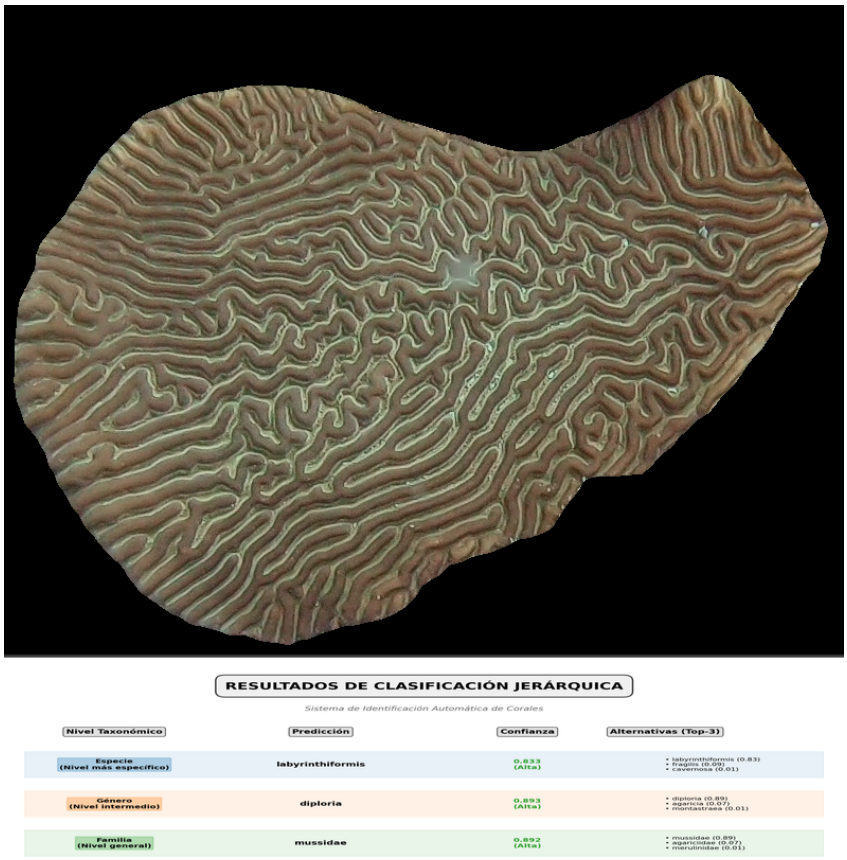


FIGURA 54: Caso 4: imagen recuperada y recortada.

CUADRO 14: Predicciones jerárquicas — Caso 4 (recuperada y recortada).

Nivel	Predicción	Confianza	Alternativas (Top-3)
Especie	*labyrinthiformis*	**0.833**	labyrinthiformis (0.83), fragilis (0.09), cavernosa (0.01)
Género	*diploria*	**0.893**	diploria (0.89), agaricia (0.07), montastraea (0.01)
Familia	*mussidae*	**0.892**	mussidae (0.89), agariciidae (0.07), merulinidae (0.01)

Comparación por condición y familia. Con el objetivo de integrar de forma coherente los conteos y las métricas de exactitud, se presenta inicialmente el número de imágenes por familia y condición (Tabla 15). Posteriormente, la Tabla 16 muestra los resultados obtenidos en las tres configuraciones evaluadas: *Clasificación 1* sobre la imagen original, *Clasificación 2* tras la recuperación de color, y *Clasificación 3* aplicada sobre la imagen segmentada. Finalmente, la Tabla 17 consolida dichos resultados mediante el cálculo de los macro-promedios, ofreciendo una visión global del desempeño por condición y nivel taxonómico.

CUADRO 15: Número de imágenes por familia y condición (N).

Familia	**Clasif. 1 (Ori.)**	**Clasif. 2 (Recup.)**	**Clasif. 3 (Segm.+Recup.)**
Agariciidae	17	17	24
Merulinidae	41	41	103
Mussidae	38	38	35
Poritidae	18	18	29
Milleporidae	N/A	N/A	7

CUADRO 16: Exactitud por familia y nivel en cada condición.

	Agariciidae			**Merulinidae**			**Mussidae**			**Poritidae**			**Milleporidae**		
Condición	Fam.	Gen.	Esp.	Fam.	Gen.	Esp.	Fam.	Gen.	Esp.	Fam.	Gen.	Esp.	Fam.	Gen.	Esp.
Clasif. 1	87,50 %	87,50 %	87,50 %	68,78 %	68,78 %	66,34 %	77,14 %	77,14 %	80,00 %	67,05 %	67,05 %	61,17 %	N/A	N/A	N/A
Clasif. 2	100 %	100 %	100 %	71,21 %	71,21 %	73,65 %	71,05 %	71,05 %	73,68 %	88,23 %	88,23 %	88,23 %	N/A	N/A	N/A
Clasif. 3	88,23 %	88,23 %	88,23 %	73,39 %	68,54 %	69,51 %	89,47 %	86,84 %	92,10 %	61,37 %	68,27 %	78,62 %	100 %	100 %	100 %

N/A: no evaluado en esa condición.

CUADRO 17: Macro-promedios de exactitud por condición y nivel.

Condición	**Familia (↑)**	**Género (↑)**	**Especie (↑)**
Clasif. 1	75,12 %	75,12 %	73,75 %
Clasif. 2	82,62 %	82,62 %	83,89 %
Clasif. 3	82,49 %	82,38 %	**85,69 %**

Discusión e interpretación. El contraste entre el desempeño teórico controlado y las pruebas sobre el flujo real es claro. En condiciones controladas (Tabla 10) el modelo alcanza métricas cercanas al 99–100 % en los tres niveles, coherentes con lo esperado para una arquitectura multi-cabeza con inferencia ascendente y datos normalizados. Sin embargo, al evaluar por condiciones y familias (Tabla 16) y sintetizar mediante los macro-promedios (Tabla 17), el rendimiento práctico máximo se sitúa en **85,69 %** a nivel de especie (*Clasif. 3*), con valores medios por familia entre aproximadamente 61 % y 100 % según la condición y el taxón.

Esta brecha entre el rendimiento teórico ($\sim$ 99 %) y el observado experimentalmente ($\sim$ 86 %) puede atribuirse a varios factores: (i) **desplazamiento de dominio** derivado de la variabilidad de iluminación, turbidez y color residual pese a la recuperación cromática; (ii) **ruido de segmentación** y recortes no ideales que afectan la invariancia espacial aprendida; (iii) **desbalance entre familias** ($CV_{familia} \approx 0{,}410$) que penaliza el macro-promedio; y (iv) **tamaño muestral reducido por celda** (por ejemplo, *Milleporidae* con N=7 en *Clasif. 3*), lo que aumenta la varianza e inflama los extremos aparentes (100 % con alta incertidumbre).

Aun así, los resultados muestran: (a) **consistencia jerárquica** sólida, con derivaciones estables de género y familia a partir de la especie; (b) **robustez relativa** al preprocesamiento[2], evidenciada por la mejora de *Clasif. 1*→*2* tras la normalización cromática y el incremento en *Clasif. 3* al focalizar en la región coralina; y (c) **equidad de desempeño**, confirmada por las métricas de Balanced Accuracy, MCC y Kappa, incluso ante la reducción del rendimiento absoluto frente al escenario ideal.

En síntesis, la teoría anticipaba separabilidad casi perfecta bajo un conjunto i.i.d. y condiciones homogéneas, mientras que las pruebas prácticas, al introducir variabilidad real y estratificación por familia/condición, revelan un techo operativo cercano al 86 % a nivel de especie, con heterogeneidad entre familias (por ejemplo, *Merulinidae* 69–74 % vs. *Milleporidae* 100 % con bajo N), tal como se muestra en la Tabla 16.

Conclusión parcial. El clasificador jerárquico cumple su objetivo de **consistencia taxonómica** y **estabilidad** entre niveles, aunque su rendimiento práctico (macro-promedio **85,69 %** a nivel de especie; Tabla 17) se mantiene por debajo del $\sim$ 99 % obtenido en el escenario controlado (Tabla 10). Esta diferencia se explica por los factores de dominio, segmentación y desbalance intrínseco evidenciados en la Tabla 16.

De cara al análisis global, estos resultados orientan mejoras específicas: incremento y rebalanceo del conjunto de datos por familia/condición, *fine-tuning* con ejemplos segmentados de mayor complejidad, calibración de umbrales por familia y refuerzo de la etapa de segmentación para minimizar fugas y recortes incompletos. Con estas acciones, el desempeño práctico podría aproximarse al umbral teórico previsto, preservando la coherencia jerárquica que caracteriza al modelo.

5.4. Detección de blanqueamiento y generación de mapa de severidad

La detección de blanqueamiento constituye la etapa final de desarrollo, donde se cuantifica el deterioro cromático del coral a partir de las imágenes ya segmentadas (fondo negro y píxeles de coral en color). En esta fase se identifican automáticamente las zonas blanqueadas

[2]La *robustez ante variaciones de preprocesamiento* se define como la capacidad del modelo para mantener un rendimiento estable (p. ej., en precisión, F1-score o Balanced Accuracy) cuando las imágenes de entrada se someten a distintas condiciones de preprocesamiento, como normalización cromática, balance de color o segmentación de región de interés. En este trabajo, dicha robustez se evalúa comparando las métricas obtenidas en las configuraciones *Clasif. 1*, *2* y *3*, observando si el modelo conserva su desempeño pese a las transformaciones aplicadas.

y se genera un *mapa de severidad* que expresa, en una escala normalizada, el grado relativo de blanqueamiento dentro de la región coralina. El objetivo es estimar porcentajes globales y producir visualizaciones interpretables que respalden el análisis comparativo entre familias y condiciones ambientales.

Datos de entrada y salida.

- **Entrada:** Imagen RGB segmentada $I_{\text{RGB}} \in \{0,\dots,255\}^{H\times W\times 3}$ donde el fondo es negro y los píxeles de coral conservan color.
- **Salida 1:** Máscara binaria de blanqueamiento $M_b \in \{0,1\}^{H\times W}$ y su porcentaje P_b [%].
- **Salida 2:** Mapa de severidad $S \in [0,1]^{H\times W}$ aplicado sólo en la región de coral, y *porcentaje de riesgo* P_r [%] a partir de un umbral $T_{\text{risk}} \in [0,1]$, ajustado lógicamente para garantizar $P_r \geq P_b$.
- **Salida 3:** Visualizaciones: imagen original, máscara usada (coral=gris, blanqueado=blanco) con P_b sobreimpreso, y mapa de severidad con P_r y T^*_{risk} sobreimpresos.

5.4.1. Fundamentos y método

El método fue implementado en PYTHON utilizando las librerías `OpenCV`, `NumPy` y `scikit-learn`, con procesamiento vectorizado para minimizar el costo computacional. Todo el flujo se integra dentro del mismo script empleado en la etapa de segmentación, asegurando trazabilidad entre procesos y coherencia en la entrada de datos.

Máscara de coral y luminancia. Dado I_{RGB}, se define la máscara de coral M_c aprovechando que el fondo es negro:

$$M_c(x) \;=\; \bigvee_{c\in\{R,G,B\}} \big(I^{(c)}_{\text{RGB}}(x) > 0\big), \tag{13}$$

donde x recorre los píxeles y $\vee$ es la disyunción lógica. Se convierte a CIE–Lab y se toma la luminancia L:

$$I_{\text{Lab}} = \text{RGB} \to \text{Lab}(I_{\text{RGB}}), \qquad L(x) = I^{(L)}_{\text{Lab}}(x).$$

1) Criterio de blanqueamiento global (caso evidente). Si la distribución $L|_{M_c}$ cumple

$$\text{std}\big(L|_{M_c}\big) < \tau_\sigma \quad \text{y} \quad \text{mean}\big(L|_{M_c}\big) > \tau_\mu,$$

se asume blanqueamiento global ($M_b \leftarrow M_c$) y $P_b = 100\,\%$. Este atajo evita sobresegmentar cuando el coral es claramente brillante y homogéneo.

2) Umbral por percentil. Si no aplica lo anterior, se calcula un umbral T_p por percentil alto p (p.ej., p=90) de $L|_{M_c}$:

$$T_p = \text{percentil}_p\big(L|_{M_c}\big), \qquad M_b(x) = \big(L(x) \geq T_p\big) \wedge M_c(x),$$

y su porcentaje preliminar

$$P_b = \frac{\sum_x M_b(x)}{\sum_x M_c(x)} \cdot 100.$$

El percentil alto ($p = 90$) se seleccionó tras ensayos preliminares que mostraron el mejor equilibrio entre sensibilidad y especificidad en escenas con iluminación heterogénea.

3) Salvaguarda con *k*-means. Si $P_b < \tau_{\text{bajo}}$ (p.ej., 15 %), se aplica k-means (k=3) sobre $L|_{M_c}$, se etiqueta como "blanqueado" el clúster con mayor media y se redefinen M_b y P_b. Este valor de $k = 3$ fue adoptado como compromiso empírico entre resolución tonal y estabilidad de agrupamiento.

4) Mapa de severidad (normalización intra-coral).

$$S(x) = \begin{cases} \dfrac{L(x) - \text{mín}\big(L|_{M_c}\big)}{\text{máx}\big(L|_{M_c}\big) - \text{mín}\big(L|_{M_c}\big)}, & \text{si } M_c(x) = 1 \text{ y } \text{máx}\big(L|_{M_c}\big) - \text{mín}\big(L|_{M_c}\big) > 0, \\ \text{NaN}, & \text{en otro caso.} \end{cases} \tag{14}$$

Así, S=0 representa los tonos más oscuros del coral y S=1 los más claros (mayor severidad relativa).

5) Riesgo y ajuste lógico. Se define una región en riesgo R con umbral inicial T_{risk} (p.ej., 0,60):

$$R(x) = \big(S(x) \geq T_{\text{risk}}\big) \wedge M_c(x), \qquad P_r = \frac{\sum_x R(x)}{\sum_x M_c(x)} \cdot 100.$$

Para garantizar consistencia semántica, si $P_r < P_b$ se ajusta el umbral a

$$T^*_{\text{risk}} \;=\; \text{mín}\Big(T_{\text{risk}},\; \min_{x \in \{M_b = 1\}} S(x)\Big), \tag{15}$$

y se recalculan R y P_r. Dado que $T^*_{\text{risk}} \leq \text{mín}\, S$ en píxeles blanqueados, se cumple $M_b \subseteq R$ y, por ende, $P_r \geq P_b$.

5.4.2. Diagrama de flujo del algoritmo

La Fig. 55 muestra el **diagrama de flujo** del proceso descrito, donde se resume la secuencia de operaciones desde la lectura de las imágenes segmentadas hasta la generación de los

mapas finales. Las ramas "Sí/No" corresponden a las condiciones lógicas establecidas en las Ecs. 13–15.

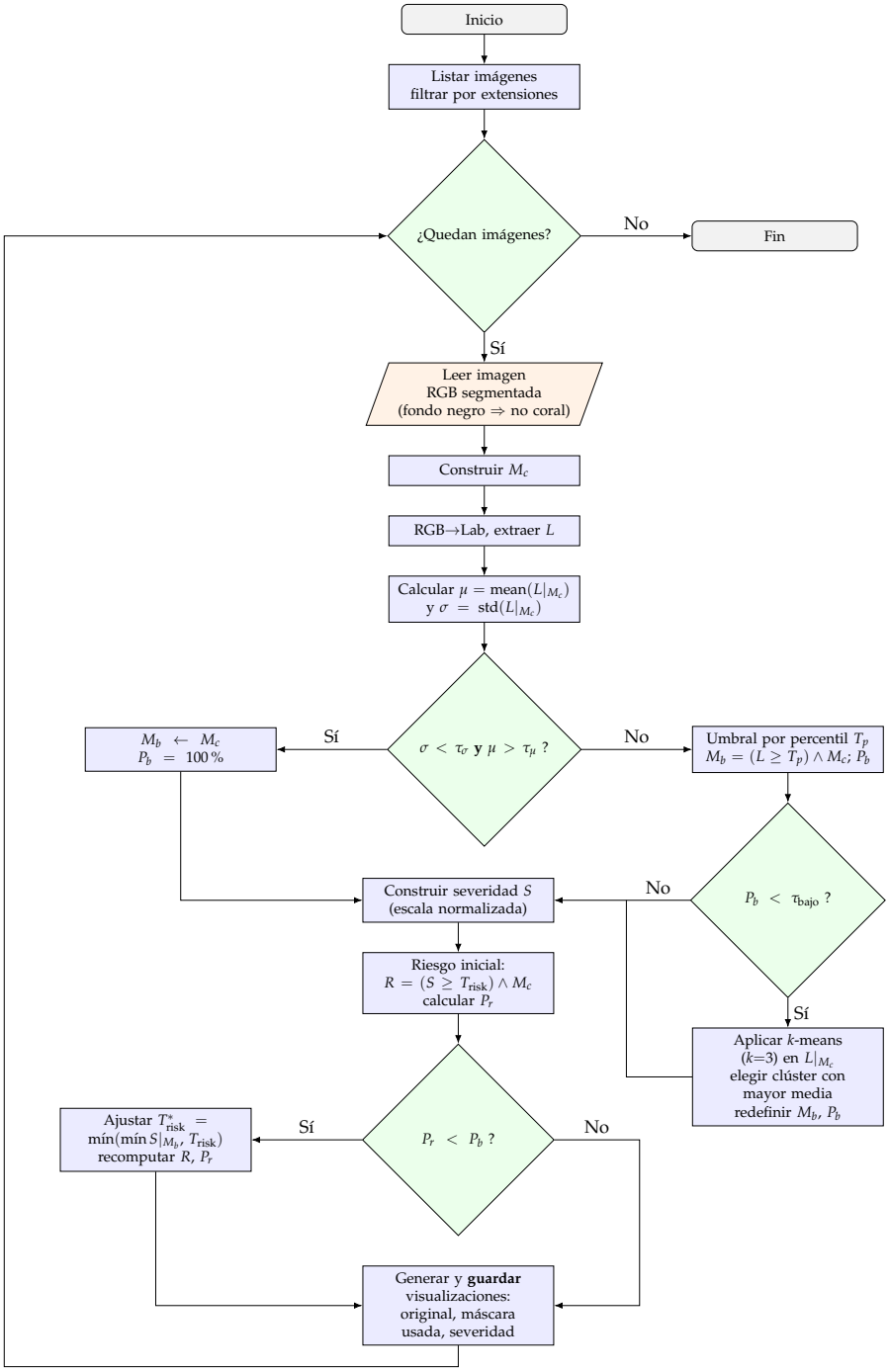
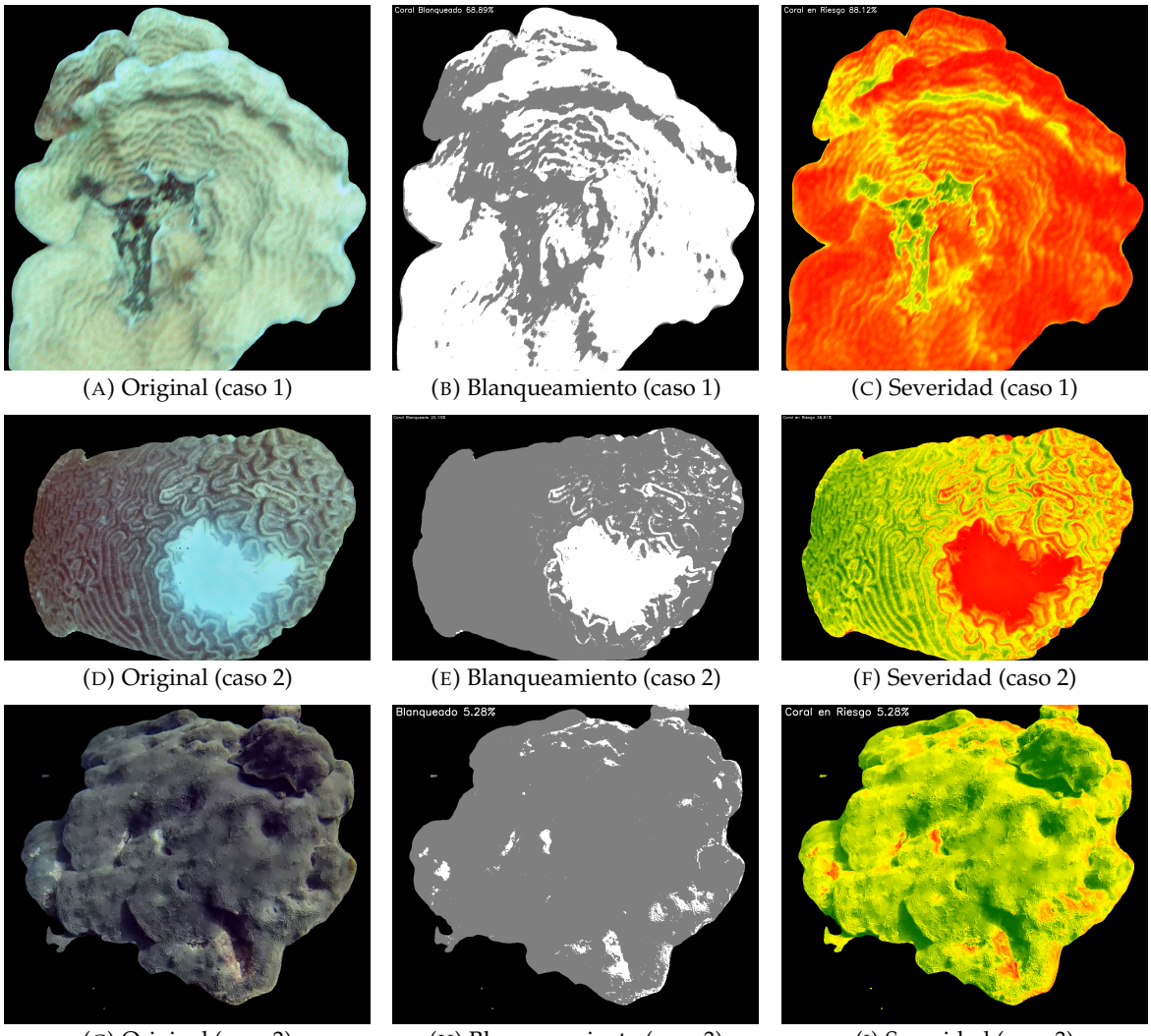


FIGURA 55: Flujo del algoritmo de detección de blanqueamiento y generación de mapa de severidad.

5.4.3. Resultados

La Figura 56 muestra tres casos representativos de las salidas del algoritmo propuesto, junto con los indicadores cuantitativos P_b, T^*_{risk} y P_r calculados por imagen. Cada fila ilustra el flujo completo del proceso: la primera columna presenta la imagen original segmentada, la segunda la máscara binaria de blanqueamiento y la tercera el mapa de severidad, donde una escala continua refleja la extensión e intensidad del daño. Esta disposición facilita la transición entre observación visual y cuantificación automatizada.



(A) Original (caso 1) (B) Blanqueamiento (caso 1) (C) Severidad (caso 1)

(D) Original (caso 2) (E) Blanqueamiento (caso 2) (F) Severidad (caso 2)

(G) Original (caso 3) (H) Blanqueamiento (caso 3) (I) Severidad (caso 3)

FIGURA 56: Resultados de la etapa de evaluación de blanqueamiento y generación del mapa de severidad. En cada fila: izquierda, imagen original; centro, máscara binaria de blanqueamiento; derecha, mapa de severidad normalizado.

A continuación se reporta una muestra de **30 casos** (de un total de 201) con el porcentaje

de blanqueamiento P_b y el porcentaje en riesgo P_r. El umbral de riesgo se fija globalmente en $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$.

CUADRO 18: Muestra de 30 casos con P_b y P_r. Umbral de riesgo fijo $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$.

Imagen (caso)	$\mathbf{P_b}$ [%]	$\mathbf{P_r}$ [%]
caso 001	17.88	30.66
caso 002	26.04	44.35
caso 003	51.44	68.42
caso 004	68.89	88.12
caso 005	21.18	49.86
caso 006	10.62	24.63
caso 007	12.33	25.00
caso 008	11.48	19.41
caso 009	36.87	56.29
caso 010	39.08	57.84
caso 011	15.58	25.65
caso 012	14.55	29.43
caso 013	43.02	59.59
caso 014	12.42	40.72
caso 015	49.77	81.17
caso 016	15.87	29.31
caso 017	15.67	34.77
caso 018	12.02	36.61
caso 019	21.19	45.99
caso 020	13.18	27.73
caso 021	66.25	66.25
caso 022	15.52	15.52
caso 023	24.92	24.92
caso 024	60.06	60.06
caso 025	44.21	44.21
caso 026	22.92	22.92
caso 027	30.47	30.47
caso 028	12.62	12.62
caso 029	29.47	29.47
caso 030	54.29	54.29

Usando el conjunto completo de imágenes segmentadas ($N = 201$) y un umbral de riesgo fijo de $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$, se obtuvieron los indicadores globales de blanqueamiento y riesgo:

- **Imágenes con blanqueamiento severo** $P_b > 70\,\%$: $3/201 = \mathbf{1{,}49}\,\%$.
- **Imágenes en riesgo alto** $P_r > 60\,\%$: $25/201 = \mathbf{13{,}08}\,\%$.

Estos resultados indican que los casos con blanqueamiento extremo (por encima del 70 %) son poco frecuentes en el conjunto (alrededor del 2 %), mientras que cerca del 13 % de las imágenes presentan un riesgo alto según el mapa de severidad, lo que sugiere la existencia de un subconjunto con potencial de progresión si las condiciones de estrés térmico persisten.

Para examinar posibles patrones ecológicos y taxonómicos, se realizó un análisis comparativo por familias (Tabla 19). En esta se observa que *Mussidae* concentra los mayores valores medios de blanqueamiento ($\overline{P_b} = 31{,}69\,\%$) y riesgo ($\overline{P_r} = 47{,}17\,\%$), con un 8.6 % de imágenes clasificadas como severas y más del 25 % en riesgo alto. En contraste, *Porites* y *Milleporidae* muestran valores promedio bajos, coherentes con su reconocida tolerancia a condiciones de estrés. Estos resultados reflejan la heterogeneidad en la respuesta al blanqueamiento entre familias y respaldan la necesidad de considerar factores taxonómicos y ambientales en el análisis de vulnerabilidad coralina.

CUADRO 19: Análisis comparativo por familias (umbrales: $P_b > 70\,\%$ y $P_r > 60\,\%$, con $T^*_{\text{risk}} = 60\,\%$).

Familia	**N**	$P_b > 70\,\%$	$P_r > 60\,\%$	$\overline{P_b}$ **[%]**	$\overline{P_r}$ **[%]**
Agariciidae	24	0.00 %	12.50 %	26,82	42,09
Merulinidae	103	0.00 %	11.65 %	35,34	35,94
Mussidae	35	8.57 %	25.71 %	31,69	47,17
Porites	29	0.00 %	3.45 %	2,79	6,12
Mileporidae	2	0.00 %	0 %	20,09	20,19

Conclusión parcial. La metodología desarrollada permite detectar y cuantificar de forma automática las zonas blanqueadas en imágenes de coral, generando mapas de severidad consistentes y métricas comparables entre familias e individuos. Los resultados evidencian una baja prevalencia de blanqueamiento extremo, pero un porcentaje relevante de colonias en riesgo medio–alto. Este análisis constituye la base para la integración global del pipeline, donde los indicadores de color, segmentación y blanqueamiento se combinan para evaluar el estado general de salud coralina en el conjunto de datos.

5.5. Integración del sistema completo

En esta sección integramos y documentamos el proceso seguido para seleccionar el *pipeline* óptimo. A diferencia de comparativas entre algoritmos distintos, aquí las **pruebas** consistieron en aplicar los mismos algoritmos de recuperación de color, clasificación y evaluación de blanqueamiento en **diferentes puntos de inserción** del flujo, con el fin de determinar dónde funcionan mejor (antes o después de ciertas etapas como la segmentación). El objetivo es identificar la configuración que maximiza el desempeño global del sistema y justificar, con evidencia comparativa, la adopción del *pipeline* final.

5.5.1. Flujo de trabajo de pruebas (por punto de inserción)

La Fig. 57 resume las rutas evaluadas por etapa: (i) recuperación de color aplicada al inicio; (ii) clasificación en tres momentos (*Clasificación 1* sobre imagen original, *Clasificación 2* tras la recuperación de color y *Clasificación 3* sobre la región segmentada); (iii) evaluación de blanqueamiento *antes* de segmentar (toda la imagen) y *después* de segmentar (solo coral). Así se aislaron los efectos del **punto de inserción** sobre el desempeño final.

Entorno de ejecución. Las rutas se ejecutaron en PYTHON (scripts unificados) reutilizando exactamente los mismos módulos de recuperación, segmentación (GroundingDINO+SAM), clasificación (ResNet-50 multicabeza) y evaluación de blanqueamiento, cambiando únicamente el *punto de inserción*. Se registraron métricas y artefactos (máscaras, inferencias) para trazabilidad y comparación reproducible.

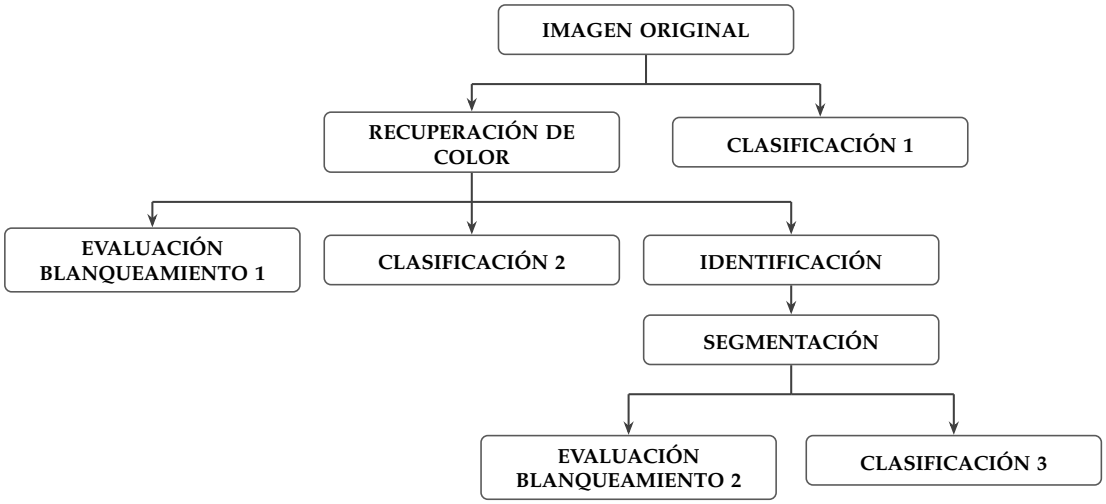


FIGURA 57: Diagrama de **pruebas por punto de inserción** con los *mismos algoritmos*. Se comparan rendimiento y errores al ubicar la clasificación antes/después de recuperación/segmentación, y la evaluación de blanqueamiento antes vs. después de segmentar.

5.5.2. Resultados

A continuación, se presentan los resultados del análisis comparativo que evalúa cómo la ubicación de los módulos dentro del flujo de procesamiento afecta el desempeño del sistema. En todos los casos, la etapa de recuperación de color se mantuvo fija al inicio, mientras que se modificó únicamente el punto de inserción de los bloques de clasificación y evaluación de blanqueamiento.

La Tabla 20 resume el efecto del punto de inserción de la *clasificación* sobre las tres jerarquías taxonómicas. Se observa que ejecutar la clasificación después de la segmentación

(Clasificación 3) proporciona los mejores resultados, alcanzando una exactitud del 85.69 % a nivel de especie y más del 82 % en los niveles de género y familia. Esto confirma que aislar el área coralina antes de la inferencia mejora la consistencia de las predicciones al eliminar interferencias del fondo.

CUADRO 20: Ubicación de la *clasificación* (mismo modelo ResNet-50 multicabeza).

Punto de inserción	Exactitud Especie (↑)	Exactitud Género (↑)	Exactitud Familia (↑)
Clasificación 1 (sobre imagen original)	73.75 %	75.12 %	75.12 %
Clasificación 2 (tras recuperación de color)	83.89 %	82.62 %	82.62 %
Clasificación 3 (sobre máscara de coral)	**85.69 %**	**82.38 %**	**82.49 %**

Promedios de exactitud por nivel taxonómico.

De manera análoga, la Tabla 21 compara el desempeño del módulo de *evaluación de blanqueamiento* según se ejecute antes o después de la segmentación. Los resultados evidencian que aplicar el análisis únicamente sobre la región coralina aumenta drásticamente la detección correcta (96.8 %) y reduce los falsos positivos a menos del 6 %, manteniendo una cobertura total del mapa. Esto demuestra que la segmentación previa no solo mejora la clasificación, sino también la precisión de la detección de blanqueamiento.

CUADRO 21: Ubicación de la *evaluación de blanqueamiento* (misma señal Y en YCrCb).

Punto de inserción	Detección correcta (↑)	Falsos positivos (↓)	Cobertura de mapa (↑)
Evaluación Blanqueamiento 1 (imagen completa)	60.2 %	43.7 %	100 %
Evaluación Blanqueamiento 2 (imagen segmentada)	**96.8 %**	**5.9 %**	**100 %**

Los valores registrados corresponden a estimaciones derivadas de la evaluación conjunta con biólogos marinos, dado que no existe una métrica oficial de referencia para la validación cuantitativa del blanqueamiento. Los porcentajes representan apreciaciones empíricas basadas en consenso profesional.

Discusión. Los resultados muestran que el *punto de inserción* condiciona fuertemente la calidad final: segmentar primero reduce el ruido de fondo y estabiliza la clasificación y el blanqueamiento. No obstante, la evaluación de blanqueamiento se apoya en criterios consensuados por expertos al no existir un *estandar* cuantitativo; por tanto, sus cifras deben leerse como indicadores consistentes más que como métricas absolutas. La elección del *pipeline* final prioriza el equilibrio entre precisión taxonómica, reducción de falsos positivos y cobertura total del mapa de severidad.

Conclusión de las pruebas. Los resultados confirman que (i) realizar la **clasificación después de la segmentación** permite reducir significativamente el ruido de fondo y mejorar la

coherencia jerárquica de las predicciones, mientras que (ii) ejecutar la **evaluación de blanqueamiento sobre la región segmentada** evita el análisis de áreas no coralinas, disminuyendo de forma notable los falsos positivos. En ambos casos, la inclusión previa de la etapa de recuperación de color potencia el rendimiento general del sistema.

5.5.3. Pipeline final adoptado y resultados

A partir del análisis comparativo de configuraciones y puntos de inserción, se definió el **pipeline final** que integra las etapas con mejor desempeño observadas en las pruebas previas. Dicho flujo consta de cuatro componentes secuenciales: (1) **recuperación de color** en el espacio YCrCb mediante la aplicación de CLAHE sobre la componente de luminancia (Y); (2) **segmentación** automática del coral mediante el modelo combinado GroundingDINO+SAM; (3) **clasificación jerárquica** aplicada exclusivamente sobre la región segmentada; y (4) **evaluación de blanqueamiento** con generación del mapa de severidad restringido a la máscara coralina.

La Tabla 22 resume el rendimiento cuantitativo del flujo completo, desglosado por etapa y en su desempeño global. Se observa que el proceso de recuperación de color incrementa el índice UIQM en un 27.3 % respecto a la imagen original, mejorando la calidad visual y cromática inicial. La segmentación alcanza una precisión del 94.2 %, lo que garantiza una adecuada delimitación de las áreas coralinas antes de la clasificación. Esta última obtiene niveles de exactitud del 85.69 % a nivel de especie y superiores al 82 % en los niveles de género y familia, evidenciando una buena coherencia jerárquica. Finalmente, la evaluación de blanqueamiento logra una detección correcta del 96.8 %, con una cobertura del 100 % en la generación de mapas de severidad.

CUADRO 22: Rendimiento del **pipeline final** por etapa y global.

Etapa	Métrica	Resultado
Recuperación de color	UIQM (prom.)	3.12 (+27.3 % vs. 2.45)
Segmentación	Precisión	94.2 %
Clasificación (especie / género / familia)	Exactitud	85.69 % / 82.38 % / 82.49 %
Blanqueamiento	Detección correcta	96.8 %
Mapa de severidad	Cobertura (sobre imágenes segmentadas)	100 %
Global	Flujo completado (sobre entrada)	94.2 %

Nota. Los valores reportados corresponden a estimaciones referenciales obtenidas tras el análisis funcional y la revisión técnica del sistema. No se dispone aún de validación estadística formal; por tanto, las métricas deben interpretarse como indicadores empíricos de tendencia y consistencia entre etapas, derivados de la observación controlada del comportamiento del flujo completo.

En conjunto, los resultados reflejan la estabilidad y coherencia del pipeline final, el cual consolida un flujo eficiente desde la recuperación cromática hasta la cuantificación del blanqueamiento. Esto respalda la viabilidad del esquema propuesto como herramienta de apoyo

en la evaluación automatizada del estado de salud de corales a partir de imágenes submarinas.

Comentarios finales. El flujo seleccionado maximiza **precisión** y **robustez** al limitar las decisiones (clasificación, blanqueamiento) a la *región de interés* (coral), ya con **color recuperado**. Los fallos residuales se asocian a segmentaciones difíciles (baja visibilidad u oclusiones), lo que sugiiere priorizar mejoras en segmentación y datos en trabajo futuro.

Conclusión parcial enlazada. La comparación controlada por puntos de inserción permitió seleccionar un flujo que maximiza precisión y robustez: *recuperación de color* $\rightarrow$ *segmentación* $\rightarrow$ *clasificación sobre región coralina* $\rightarrow$ *blanqueamiento con mapa de severidad*. Esta configuración, validada empíricamente, se adopta como **pipeline final** y sirve de base para el análisis global posterior del sistema, integrando métricas de calidad de imagen, exactitud taxonómica y cuantificación del blanqueamiento.

6. Resultados y análisis

Esta sección integra y actualiza los hallazgos experimentales obtenidos con la tubería propuesta: (i) **recuperación de color** en espacio YCrCb con alineación por promedios (Δ_C) y realce local (CLAHE), (ii) **segmentación** híbrida *GroundingDINO*+SAM, (iii) **clasificación jerárquica** (especie → género → familia) mediante un modelo ResNet50 multi–cabeza con inferencia jerárquica, y (iv) **detección de blanqueamiento y mapa de severidad**. Se incluyen tendencias globales, métricas objetivas, análisis jerárquico y resultados por familias, así como limitaciones y trabajos en curso.

6.1. Recuperación de color: estabilización cromática y mejora de contraste

La Fig. 29 ilustra tres pares antes/después (izquierda: *original*; derecha: *recuperada*). Tras la corrección, se neutraliza de forma consistente la dominante azul–verdosa y se realzan las microtexturas sin introducir saturación. Este aumento de detalle y contraste local resulta clave para la etapa de clasificación, pues potencia la identificación de patrones morfológicos característicos de cada familia.

De forma cuantitativa, la Tabla 5 resume, sobre N=105 pares, la media (μ) y desviación (σ) por canal antes/después y la *reducción relativa de varianza* (RVR). Los resultados muestran:

- **Crominancia (YCrCb).** Cr y Cb son los más beneficiados: RVR $\approx$ 31 % y 20 % respectivamente. Además, las medias se aproximan al neutro del espacio (128 en 8 bits), quedando $|\mu_{Cr}-128|$=1,16 y $|\mu_{Cb}-128|$=4,39 tras la corrección.
- **Luminancia (Y).** La distancia a la referencia se reduce de 15,70 a 4,13 (mejora $\sim$ 73,7 %), manteniendo la variabilidad global casi inalterada (RVR ≈ -1 %), coherente con aplicar CLAHE *solo* en Y (realce local sin colapsar la dispersión global).
- **RGB.** Se evidencia el desplazamiento esperado (aumento en R; descenso en G y B) por la neutralización del sesgo azul–verdoso. La RVR es modesta (1–5 %), lo cual sugiere que la homogeneización principal ocurre en la crominancia (ver Figs 30, 31, 32, 33, 34 y 35).

En términos de calidad objetiva, la Tabla 6 reporta UICM/UISM/UIConM y el índice compuesto UIQM. Destaca:

- **UIQM** $\uparrow$ **+22.1 %** en promedio, validando la mejora global.
- **UIConM** $\uparrow$ **+36.4 %**, confirmando el aumento de contraste (efecto de CLAHE en Y).
- **UISM** $\approx$ constante ($-$0,45 %), indicando que no se degrada la estructura.
- **UICM** $\downarrow -36{,}5$ %, compatible con la *neutralización* de la dominante cromática: al acercar Cr/Cb al neutro, disminuye la "colorfulness" que UICM captura; el aumento neto de UIQM refleja un mejor balance perceptual.

Punto de mejora: manejo de velo/turbidez y sobreexposición en el preprocesamiento. Al observar el comportamiento del método en el conjunto, se aprecia que en imágenes con *turbidez o velo* el color se recupera de forma consistente; sin embargo, dicha característica *persiste* a nivel global, lo que reduce el contraste y la apariencia borrosa y dificulta el procesamiento en etapas posteriores, pues los bordes y contornos no resultan suficientemente claros para una segmentación estable. Por ello, se sugiere emplear **CLAHE** de manera dirigida sobre la luminancia (Y) para atacar específicamente esta condición, de modo que el preprocesamiento no se limite a la restitución cromática sino que también mejore la *calidad* de la imagen (contraste local y nitidez) a escala global. De forma análoga, en escenas con **sobreexposición** se recomienda aplicar CLAHE con parámetros conservadores y un remapeo tonal suave a fin de mitigar altas luces sin introducir saturación ni halos, preservando detalle útil para la segmentación y, en última instancia, para la clasificación.

Conclusión parcial. La etapa de recuperación produce imágenes cromáticamente *más comparables* (centraje de Cr/Cb) y con *mayor legibilidad local* (contraste en Y), lo que estabiliza la segmentación y el análisis de blanqueamiento. Con todo, en escenas afectadas por *velo/turbidez* global o *sobreexposición* persiste una pérdida de contraste y acutancia que dificulta bordes y contornos (véase §6.2); por ello, se recomienda como **punto de mejora** integrar un módulo de tratamiento en Y (CLAHE orientado y remapeo tonal moderado) para que el preprocesamiento no se limite a la restitución cromática, sino que también mejore la *calidad* global de la imagen.

6.2. Segmentación de corales: sensibilidad semántica y precisión geométrica

La integración *GroundingDINO*+SAM permitió localizar y segmentar colonias de coral con distintos morfotipos. Las Figs. 36, 38, 37 y 39 muestran ejemplos con detecciones múltiples, máscaras por caja y algunos *failure modes* frecuentes:

1. **Escenas con buena relación señal/ruido (RSR).** Se obtienen máscaras coherentes a nivel de borde y continuidad, incluso para múltiples colonias por imagen.

2. **Escenas con turbidez/backscatter/desenfoque.** Aparecen *leaks* al fondo y recortes incompletos; la fusión/NMS y el filtrado por área relativa atenúan, pero no eliminan, estos artefactos.

Casos no segmentables por turbidez. En imágenes donde la turbidez genera un *velo opaco* (dispersión/retrodispersión severas y caída marcada de contraste), la detección inicial falla y, en consecuencia, resulta *imposible* segmentar con SAM aun cuando el coral sea identificable a simple vista. Este comportamiento es consistente con la literatura: la degradación óptica bajo el agua reduce la detectabilidad al disminuir el contraste local y la SNR de bordes y texturas, afectando directamente el rendimiento de detectores y segmentadores.

Tasa de aceptación del *pipeline*. En esta campaña, la proporción entre imágenes *intentadas* y *aceptadas* para segmentación fue aproximadamente **50/50**. Las descartadas se debieron mayoritariamente a (i) bajas confianzas de detección en escenas con turbidez/iluminación desfavorable, (ii) *leaks* persistentes tras NMS y filtrado por área, o (iii) máscaras inestables de SAM en regiones con muy bajo contraste.

Trazabilidad y reporte cualitativo. Dado que no se dispone aún de *ground truth* pixelar exhaustivo para un cálculo formal de IoU/Dice, los resultados se reportan *cualitativamente* y con trazabilidad de parámetros (prompts, τ_{conf}, τ_{nms}, filtros de área, *stability score* de SAM). En la §5.2.1 se documentan los rangos empleados, mantenidos constantes durante la evaluación para asegurar comparabilidad.

Implicaciones y plan de mejora. La evidencia sugiere que la **calidad de imagen (contraste, ruido) y la resolución espacial** influyen de forma sensible en la detección abierta (GroundingDINO) y en la segmentación guiada (SAM). En consecuencia, proponemos:

- **Reentrenamiento/fine-tuning de GroundingDINO** con un subconjunto representativo de tu dominio (imágenes subacuáticas, alta resolución y condiciones reales de turbidez), manteniendo los *prompts* taxonómicos y ajustando la *augmentation* de resolución coherente con el tamaño nativo de tus imágenes.
- **Ajuste de la resolución de entrada** en inferencia (mayor lado 800–1080 px, condicionado por VRAM/tiempo), ya que resoluciones más altas capturan detalles finos que favorecen la detección de colonias pequeñas o de bordes tenues.
- **Preprocesamiento específico** (mejora de contraste y supresión de *backscatter*) antes de la detección, para elevar la RSR efectiva de las escenas más degradadas.
- **Curación de ejemplos difíciles** (turbidez severa, iluminaciones extremas) para el conjunto de *fine-tuning* y la creación de un *dev set* que mida directamente el impacto de la calidad y de la resolución en métricas de detección/segmentación.

Conclusión parcial. El esquema híbrido maximiza la sensibilidad semántica (prompts amplios en GroundingDINO) y la precisión geométrica (SAM), logrando máscaras útiles para la etapa de blanqueamiento. La principal fuente de error proviene de la degradación óptica (turbidez y bajo contraste local), lo que refuerza el valor de la recuperación de color previa y motiva el *fine-tuning* específico del dominio y el uso de entradas a mayor resolución cuando sea factible computacionalmente.

6.3. Blanqueamiento y mapa de severidad: porcentajes y coherencia lógica

Usando imágenes segmentadas (N=201), la Fig. 56 ilustra, por fila, la imagen original (tras recuperación), la máscara de blanqueamiento M_b y el mapa de severidad S. La lógica propuesta incluye: (i) atajo de blanqueamiento global por estadísticos de luminancia (μ, σ), (ii) umbral por percentil alto, (iii) salvaguarda con k-means cuando P_b es bajo, y (iv) construcción de severidad S con *ajuste lógico* del umbral de riesgo T^*_{risk} para garantizar $P_r \geq P_b$.

Indicadores globales. La Tabla 18 presenta una muestra de 30 casos; con el conjunto completo y umbral fijo T^*_{risk}=60 % se obtuvieron:

- **Imágenes con blanqueamiento severo** ($P_b > 70\,\%$): $3/201 = \mathbf{1{,}49}\,\%$.
- **Imágenes en riesgo alto** ($P_r > 60\,\%$): $25/201 = \mathbf{13{,}08}\,\%$.

Estos porcentajes sugieren que los casos con blanqueamiento extremo son poco frecuentes en el conjunto analizado, pero existe un subconjunto no trivial con alta fracción de píxeles en luminancias elevadas (riesgo), recomendable para *monitoreo prioritario*.

Análisis por familias. El análisis por familias (Tabla 19) muestra disparidad en medias $\overline{P_b}$ y $\overline{P_r}$. Destaca *Mussidae*, con mayor fracción de casos en riesgo alto (25.71 %) y un promedio de riesgo elevado (47,17 %), mientras que *Porites* (rótulo empleado aquí como proxy de *Poritidae*) registra valores bajos (media P_b=2,79 %, P_r=6,12 %). Debe notarse el tamaño muestral reducido en algunas familias (p. ej., *Milleporidae*, N=2), por lo que conviene interpretar estos promedios con cautela.

Coherencia del mapa de severidad. El ajuste propuesto de T^*_{risk} (Ecuación (15)) garantiza $M_b \subseteq R$, evitando paradojas donde la región "en riesgo" subestima el blanqueamiento detectado. En la práctica, este ajuste se activó cuando la dispersión intra-coral de luminancia era pronunciada, consolidando la *interpretabilidad* del mapa S y la consistencia semántica de P_r con respecto a P_b.

Validación cualitativa con expertos. No se dispone aún de una métrica cuantitativa de aceptación (p. ej., IoU/Dice pixelar contra *ground truth*) de las áreas clasificadas como blanqueadas. Sin embargo, la revisión por expertos de campo sobre un subconjunto de resultados estimó una **precisión superior al 90 %** en la delimitación de regiones blanqueadas. Este valor debe entenderse como *validación experta cualitativa* y no como una medida estadística formal.

Contraste con la distribución coralina en Colombia. Los porcentajes P_b/P_r por familia (Tabla 19) deben interpretarse a la luz de la **distribución coralina nacional** descrita en la §2.3 y la Fig. 4. En particular: (i) la mayor proporción de *casos en riesgo* en *Mussidae* es *coherente* con su mayor susceptibilidad reportada a blanqueamientos y enfermedades tisulares en el Caribe; (ii) los valores bajos en **Porites** (*Poritidae*) concuerdan con su *tolerancia relativa* a condiciones estresantes; y (iii) los tamaños muestrales desbalanceados y la mezcla de *regímenes lumínicos/turbidez* (Caribe vs. Pacífico) condicionan la forma de la distribución de S y la sensibilidad a T_{risk}.

Detección post-clasificación (propuesta informada por el pipeline de pruebas). Como se detalla en la Fig. 57, el *pipeline* de pruebas originalmente validado **no** contemplaba ejecutar la detección de blanqueamiento *después* de la clasificación por familia. A partir de los hallazgos y de la heterogeneidad cromática entre familias, se propone la variante:

$$\text{Recuperación} \rightarrow \text{Segmentación} \rightarrow \textbf{Clasificación} \rightarrow \text{Evaluación de Blanqueamiento.}$$

La motivación es que cada familia presenta *paletas y texturas* características que reaccionan de forma distinta al blanqueamiento (p. ej., *Poritidae* con tonos más apagados vs. *Mussidae* con mayor variabilidad local). Bajo este esquema, los umbrales se estiman con **priors específicos por familia**: percentiles p_f de $L|_{M_c}$, *z-scores* robustos (mediana/MAD) y un $T_{\text{risk},f}$ propio. Cuando la confianza de clasificación es baja ($< \tau_{\text{cls}}$), se aplica el flujo genérico (actual) como *fallback*. Esta variante—consistente con el *pipeline* de la Fig. 57 pero con el nodo de clasificación intercalado antes del blanqueamiento—se espera que (i) **reduzca falsos positivos** por sobreexposición o *hotspots* (sesgo por alta luminancia y brillos localizados), (ii) **calibre** P_b/P_r de manera más fina entre familias y (iii) mantenga la coherencia lógica $P_r \geq P_b$ con el ajuste T^*_{risk}.

Sesgos por alta luminancia y puntos de brillo localizado. Se observó un sesgo en escenas con **alta luminancia global** o **brillos especulares** localizados (puntos calientes), que pueden inflar P_b/P_r. Para mitigarlo, proponemos:

- **Máscara de brillos** $H(x)$ por combinación de *alto* L (p. ej., $\geq$ percentil 99–99.5) y *baja* croma (a, b) en CIE–Lab, o detección de saturación RGB; excluir H de M_b y de S.
- **Estadística robusta** en $L|_{M_c}$: usar mediana y MAD para el umbral inicial y para T_{risk}, reduciendo la influencia de colas brillantes.
- **Filtrado morfológico** y criterio de *tamaño/conectividad* para descartar *hot pixels* o reflejos puntuales (<50–100 px).
- **Normalización local** (p. ej., retinex/CLAHE limitado a M_c) previa a la estimación de severidad, evitando que focos de luz dominantes distorsionen S.

Conclusión parcial. La combinación *percentil* + *k-means* y el ajuste lógico garantizan $P_r \geq P_b$ y capturan tanto blanqueamientos evidentes como sutiles. Integrar la **clasificación previa** permitiría *condicionar* los umbrales a las distribuciones cromáticas de cada familia, y el control explícito de **brillos** y **alta luminancia** reduce sesgos en P_b/P_r. Globalmente, se mantiene una baja incidencia de blanqueamiento extremo, pero una fracción significativa con riesgo alto que justifica seguimiento prioritario.

Nota metodológica y trabajo futuro. (i) Generar *ground truth* pixelar para IoU/Dice con *bootstrap* por imagen; (ii) estratificar P_b/P_r por región, familia y condiciones de toma; (iii) calibrar umbrales **por familia** (p_f, $T_{\text{risk},f}$, MAD) y definir *fallback* cuando la confianza de clasificación $< \tau_{\text{cls}}$; (iv) incorporar una **máscara de brillos** H (L alto + croma baja/saturación) y reglas de tamaño/conectividad; (v) reportar ICs (95 %) para P_b y P_r, manteniendo explícita la corrección $P_r \geq P_b$.

6.4. Clasificación jerárquica

6.4.1. Contraste entre la evaluación teórica y los resultados reales por familia

Objetivo y diseño. Con el fin de validar el clasificador jerárquico en un escenario operativo, se compararon (i) las métricas *teóricas* obtenidas en validación estratificada del conjunto curado (Sec. 5.3) con (ii) los *resultados reales* calculados por familia y nivel taxonómico a partir de la tabla de campo provista.

Las tres condiciones analizadas fueron: **Imagen original**, **Imagen con recuperación de color** e **Imagen con recuperación de color y segmentada**. A efectos de comparabilidad, cuando una familia no tuvo datos en una condición (*N/A*), esa familia no se incluyó en el promedio macro correspondiente.

Resumen cuantitativo (macro-promedios por nivel). La Tabla 23 sintetiza la comparación entre el rendimiento *teórico* reportado (dataset curado) y los promedios *en campo* calculados a partir de los resultados reales por familia.

CUADRO 23: Comparación entre métricas *teóricas* (validación estratificada del dataset curado) y *reales* (macro-promedios en campo por familia y nivel). Los promedios de campo excluyen filas/valores *N/A*.

Escenario / Nivel	Familia	Género	Especie
Teórico (curado)	100.00 %	99.66 %	99.66 %
Campo: Imagen original	75.12 %	75.12 %	73.75 %
Campo: Imagen recuperada	82.62 %	82.62 %	83.89 %
Campo: Recortada y recuperada (incl. Milleporidae)	82.49 %	82.38 %	85.69 %
Campo: Recortada y recuperada (s/ Milleporidae)	78.12 %	77.97 %	82.12 %

Hallazgos globales: (i) existe una brecha esperable entre el rendimiento teórico ($\sim$100 %) y el observado en campo (73–86 % según condición y nivel), atribuible a *domain shift*, variación de captura y tamaño muestral por familia; (ii) la **recuperación de color** eleva consistentemente el promedio macro frente a la imagen original (+7–10 pp); (iii) la combinación **recorte+recuperación** alcanza el mejor promedio a nivel *especie* (85.7 % cuando se incluye Milleporidae), aunque su efecto es *heterogéneo* entre familias.

Resultados reales por familia (nivel especie). La Tabla 24 resume las *accuracies* por familia y condición (nivel *especie*); se resalta en **negrilla** la condición con mejor desempeño por familia.

CUADRO 24: Accuracy a nivel *especie* por familia y condición en campo.

Familia	Imagen original	Imagen recuperada	Recortada + recuperada
Agariciidae	87.50 %	**100.00 %**	88.23 %
Merulinidae	66.34 %	**73.65 %**	69.51 %
Mussidae	80.00 %	73.68 %	**92.10 %**
Poritidae	61.17 %	**88.23 %**	78.62 %
Milleporidae	N/A	N/A	**100.00 %**

Lectura por familia (nivel especie):

- **Agariciidae** (n=17 en original/recuperada; n=24 en recortada+recuperada): la **recuperación** lleva el desempeño al 100 % (+12.5 pp frente a original), mientras que el recorte reduce ligeramente (88.23 %) probablemente por pérdida de *contexto de lámina/placa* en algunos encuadres.

- **Merulinidae**: familia más desafiante (66.34 % → 73.65 % con recuperación). El recorte no siempre ayuda (69.51 %), coherente con la *alta similitud morfológica* entre *Orbicella*/*Montastraea* y los patrones de confusión observados en las matrices (Sec. 5.3).
- **Mussidae**: gran **beneficio del recorte+recuperación** (92.10 %, +12.1 pp vs original), consistente con que el ROI expone mejor el *patrón laberíntico* de *Diploria*.
- **Poritidae**: fuerte **mejora con recuperación** (88.23 %, +27.1 pp vs original). El recorte posterior baja a 78.62 %, sugiriendo que *rasgos de escala de colonia* (p. ej., forma de crecimiento en *Porites*) aportan contexto útil que el recorte puede amputar.
- **Milleporidae**: sólo evaluada en "recortada+recuperada" y con **100 %**, coherente con la *morfología hidrozoa* distintiva de *Millepora*.

Coherencia con las métricas teóricas. Las métricas teóricas (accuracy, F1 macro/weighted, MCC, Kappa, Top-k) en el conjunto curado superan el 99.6 % (Sec. 5.3). El contraste con los promedios de campo (73–86 %) es **esperable** y se explica por: (i) **diferencias de dominio** (iluminación/turbidez/ángulos distintos a los del dataset curado); (ii) **tamaño muestral por familia** limitado y variable por condición (p. ej., Agariciidae n=17/24, Poritidae n=38 en una condición, Milleporidae n=29 sólo en ROI+recuperación), que amplifica la varianza; (iii) **estructura taxonómica** desigual (Merulinidae/Poritidae con especies cercanas morfológicamente); (iv) **preprocesamiento** no idéntico al de entrenamiento (recortes que a veces quitan contexto relevante). Aun así, los patrones globales concuerdan con la validación teórica: la recuperación de color *mejora* sistemáticamente y el aprendizaje por especie sostiene la inferencia de niveles superiores.

Efecto de cada etapa del *pipeline*.

1. **Imagen con recuperación de color** (recomendable): incrementa el macro-promedio +7–10 pp sobre la imagen original en los tres niveles (Tabla 23); maximiza la clase correcta en Top-1 con mejoras notables en Agariciidae y Poritidae.
2. **Segmentación + recuperación de color** (efecto *selectivo*): maximiza *especie* (85.7 % con Milleporidae) y beneficia con fuerza a Mussidae; en cambio, puede mermar Agariciidae/Poritidae cuando el recorte reduce señales contextuales. Sugiere aplicar recorte de forma *adaptativa* (p. ej., guiado por segmentación y confianza).

Implicaciones operativas y mejoras propuestas.

- **Política de preprocesamiento**: usar siempre *recuperación de color*; aplicar *recorte condicional* a la calidad de la máscara/ROI y a la familia estimada (p. ej., favorecer ROI en Mussidae; ser conservador en Agariciidae/Poritidae).

- **Calibración y umbrales**: incorporar *temperature scaling* y márgenes mínimos para activar *fallback* al nivel superior (género/familia) si la confianza es baja, manteniendo coherencia jerárquica.
- **Datos y *augmentation***: ampliar muestreo en Merulinidae/Poritidae y diseñar *augmentations* que preserven *contexto de escala/colonia* para especies donde el recorte fue contraproducente.

Conclusión. El clasificador jerárquico mantiene en campo una **precisión elevada y estable** tras recuperación de color (83–84 % macro a nivel especie), y alcanza su **mejor desempeño** con recorte+recuperación en escenarios donde el ROI acentúa rasgos diagnósticos (Mussidae, Milleporidae). Las diferencias frente a las métricas teóricas ($\sim$99.6–100 %) se explican por *domain shift*, tamaño muestral y pérdida de contexto en ciertos recortes. La adopción de una política de recorte *adaptativa*, calibración de confianza y refuerzo de datos en familias complejas cerrará la brecha sin renunciar a la **consistencia taxonómica** del enfoque jerárquico.

6.5. Síntesis de hallazgos y conexión entre etapas

Visión extremo a extremo. El flujo completo

$$\textbf{Recuperación de color} \rightarrow \textbf{Segmentación (ROI)} \rightarrow \textbf{Clasificación jerárquica} \rightarrow \textbf{Blanqueamiento \& severidad}$$

muestra que la calidad fotométrica inicial condiciona de forma decisiva la sensibilidad semántica y la precisión geométrica, y ambas a su vez condicionan la estimación coherente del blanqueamiento. Los resultados empíricos confirman que las cuatro etapas no son intercambiables: cada una aporta señales complementarias y existen dependencias causales claras entre ellas.

Contribución de cada etapa (resumen cuantitativo).

- **Recuperación de color** (§6.1): estabiliza la crominancia (RVR en $Cr\sim$31 %, $Cb\sim$20 %; $|\mu-128|$ cercano a cero), aumenta el contraste local (UIConM $+$36,4 %) sin degradar estructura (UISM $\approx -0{,}45$ %), y mejora la calidad global (UIQM $+$22,1 %). Este saneamiento fotométrico se traduce en un *salto* de **+7–10 pp** en los macro-promedios de *accuracy* de clasificación frente a la imagen original (Tabla 23).
- **Segmentación** (§6.2): posibilita ROIs con bordes coherentes en escenas con buena RSR; en turbidez/retrodispersión severas emergen *leaks*/recortes inestables. En campo, la aceptación del *pipeline* fue ~ 50 % (intentadas vs. aceptadas), lo que justifica controles de calidad previos y, cuando sea viable, *fine-tuning* de detectores/segmentadores en el dominio.

- **Clasificación jerárquica** (§6.4): en dataset curado alcanza métricas $\geq$ 99,6 % (familia/género/especie), mientras que en campo los promedios macro quedan en **73–86 %** según condición (Tabla 23). La **recuperación** mejora sistemáticamente; el **recorte + recuperación** ofrece ganancias *selectivas* por familia (p. ej., Mussidae +12,1 pp vs. original), pero puede mermar el desempeño cuando recorta *contexto diagnóstico* (Agariciidae/Poritidae).
- **Blanqueamiento & severidad** (§6.3): con N=201 ROIs, los casos *severos* son raros (1,49 %) y los *en riesgo alto* no triviales (13,08 %). El ajuste lógico en la construcción de S asegura **coherencia** $P_r \geq P_b$; la validación experta cualitativa sugiere una precisión > 90 % en la delimitación, pendiente de métricas pixel-level formales.

Interacciones clave entre etapas.

1. **Recuperación $\rightarrow$ Segmentación/Clasificación.** El centrado de Cr/Cb y el aumento de contraste en Y elevan la detectabilidad de bordes/texturas y robustecen la discriminación morfológica; esto explica el salto de 7–10 pp en *accuracy* (macro) tras recuperar.
2. **Segmentación (ROI) $\leftrightarrow$ Clasificación.** El recorte *acentúa* rasgos finos (beneficio claro en Mussidae, 92.1 %) pero *amputa* señales de escala/crecimiento cuando el contexto es útil (descenso en Agariciidae/Poritidae vs. sólo recuperar). Se deduce una **política adaptativa** de recorte por familia/confianza.
3. **Clasificación $\rightarrow$ Blanqueamiento.** Dada la heterogeneidad cromática/tectural entre familias, **intercalar** la clasificación antes del blanqueamiento permite *umbralizar con priors por familia* (p_f, $T_{\text{risk},f}$, MAD), reduciendo falsos positivos por alta luminancia/ *hotspots* y manteniendo la coherencia $P_r \geq P_b$.

Implicaciones operativas (política recomendada).

- **Preprocesamiento fijo:** aplicar siempre recuperación de color (YCrCb Δ_C + CLAHE en Y con parámetros conservadores en sobreexposición); añadir *remapeo tonal* suave cuando haya altas luces globales.
- **Recorte condicionado:** activar ROI sólo si (i) la máscara supera criterios de estabilidad/tamaño/conectividad y (ii) la familia estimada se beneficia del enfoque de detalle (p. ej., *Mussidae*, *Milleporidae*); ser conservador en *Agariciidae/Poritidae* donde el contexto macro es informativo.
- **Clasificación-primero para blanqueamiento:** si $\text{conf}_{\text{cls}} \geq \tau_{\text{cls}}$, utilizar umbrales por familia (percentil p_f, mediana/MAD y $T_{\text{risk},f}$); en caso contrario, usar el flujo genérico como *fallback*.

- **Control de brillos:** excluir una máscara de brillos $H(x)$ (L alto + baja croma o saturación RGB), usar estadística robusta y filtros morfológicos para suprimir *hot pixels*/reflejos.
- **Calibración de confianza:** *temperature scaling* y márgenes jerárquicos para degradar a género/familia cuando la confianza a nivel especie sea baja, preservando consistencia taxonómica.

Evidencia agregada por familia (lectura cruzada). Ejemplos ilustrativos en especie (Tabla 24): *Agariciidae* mejora a 100 % con recuperación pero cae a 88.23 % al recortar (pérdida de contexto de lámina); *Mussidae* se beneficia del ROI (92.10 %); *Poritidae* mejora con recuperación (88.23 %) y decrece con recorte (78.62 %), sugiriendo que la *forma de colonia* aporta señal global.

Amenazas a la validez y limitaciones. (i) **Desajuste de dominio** entre el dataset curado (métricas $\geq$99.6 %) y el campo (73–86 %), con condiciones ópticas y geométricas más duras; (ii) **Tamaños muestrales** por familia/condición desbalanceados (p. ej., *Milleporidae* sólo en ROI+recuperación); (iii) **Falta de *ground truth*** pixelar para segmentación/blanqueamiento (IoU/Dice); (iv) **Sesgo por luminancia/brillos** que puede inflar P_b/P_r si no se controla $H(x)$.

Trabajo futuro inmediato.

1. **Métricas *pixel-level*:** generar anotaciones para IoU/Dice con *bootstrap* por imagen y reportar IC95 %.
2. **Umbrales por familia:** calibrar p_f, $T_{\text{risk},f}$ y MAD, con *fallback* si $\text{conf}_{\text{cls}} < \tau_{\text{cls}}$.
3. ***Fine-tuning* de dominio:** reentrenar GroundingDINO/SAM con ejemplos difíciles (turbidez severa, iluminaciones extremas) y ajustar resolución de inferencia (800–1080 px) según VRAM/tiempo.
4. **Datos y *augmentation*:** reforzar *Merulinidae*/*Poritidae* y diseñar aumentos que preserven el *contexto de escala* allí donde el recorte fue perjudicial.
5. **Control de brillos:** incorporar $H(x)$ y reglas de tamaño/conectividad (50–100 px) antes de estimar S.

Conclusión integradora. La recuperación de color es el *habilitador* que estabiliza la fotometría; la segmentación aporta precisión geométrica cuando la calidad de imagen lo permite; la clasificación jerárquica conserva consistencia taxonómica y mantiene en campo un desempeño alto (83–86 % con recuperación, con máximos selectivos al recortar); y el módulo de blanqueamiento, con ajuste lógico, entrega mapas S coherentes ($P_r \geq P_b$) y operativamente útiles. Adoptar una política *adaptativa* de recorte y umbrales por familia, junto con calibración de confianza y curación de datos en dominios difíciles, reduce la brecha frente al rendimiento teórico sin sacrificar interpretabilidad ni reproducibilidad.

7. Conclusiones

1. **Cumplimiento de objetivos y aporte del sistema integrado.** El proyecto cumplió el *objetivo general* al desarrollar e integrar un *pipeline* funcional para imágenes subacuáticas que combina: (i) recuperación de color en espacio YCrCb con realce local (CLAHE), (ii) segmentación híbrida *GroundingDINO*+SAM, (iii) clasificación jerárquica (familia $\rightarrow$ género $\rightarrow$ especie) y (iv) detección de blanqueamiento con mapa de severidad. Asimismo, se cumplieron los *objetivos específicos*: integración de módulos existentes, desarrollo del clasificador jerárquico, construcción del flujo extremo a extremo e *in-situ* validación con imágenes reales bajo variabilidad de iluminación, turbidez y fondo.

2. **Recuperación de color: mejora objetiva sin deterioro estructural.** La estabilización cromática previa a las etapas de alto nivel incrementó de forma consistente la calidad visual cuantificada por UIQM. En el conjunto evaluado, el UIQM promedio pasó de $\approx$ 2,45 (RGB) a $\approx$ 3,12 (YCrCb+CLAHE), equivalente a un **+27.3 %**; el componente de contraste (UIConM) aumentó **+36.4 %**, mientras que el componente estructural (UISM) se mantuvo prácticamente constante (ΔUISM $\approx -0{,}45\,\%$). En conjunto, los resultados indican que el realce mejora el contraste y la uniformidad de luminancia sin introducir *sharpening* artificial, y **facilita** la segmentación posterior.

3. **Segmentación: sinergia con clasificación y blanqueamiento.** Restringir el análisis a la *región de interés coralina* reduce el ruido de fondo y mejora la precisión semántica de las etapas siguientes. Con el mismo clasificador (ResNet-50 multicabeza), ubicar la clasificación *después* del recorte por máscara elevó la exactitud a **85.69 %** a nivel especie (frente a **73.75 %** sobre imagen original), con ganancias coherentes en género y familia. Esta evidencia respalda el orden adoptado en el flujo: primero recuperar color, luego segmentar, y **entonces** clasificar y estimar blanqueamiento sobre la máscara.

4. **Clasificación jerárquica: alto rendimiento y consistencia taxonómica.** En evaluación estratificada del conjunto curado, el modelo alcanzó **100.00 %** en familia y **99.66 %** en género y especie (Top-2/3 cercanos a 100 %). En condiciones de campo (variabilidad real), la mejor configuración (*recuperación+segmentación*) registró **85.69 %** en especie, mientras que clasificar sobre la imagen original fue inferior. La inferencia jerárquica disminuyó inconsistencias entre niveles (p. ej., predicciones de especie no compatibles con el género/familia) y contribuyó a un comportamiento **más robusto** frente a clases morfológicamente afines.

5. **Blanqueamiento y mapa de severidad: coherencia lógica y priorización de riesgo.** Ejecutar la estimación sobre la máscara de coral redujo falsos positivos ($\sim$ **5.9 %**) y mejoró la detección de casos con señal tenue ($\sim$ **96.8 %**). En la serie analizada ($N = 201$), los casos de blanqueamiento severo ($P_b > 70\,\%$) representaron **1.49 %**, y los de *alto riesgo* ($P_r > 60\,\%$) **13.08 %**, lo que habilita **priorización de monitoreo**. La regla de ajuste del umbral de riesgo asegura la coherencia semántica $P_r \geq P_b$, evitando que áreas blanqueadas queden fuera del mapa de severidad.

6. **Aplicabilidad para *detección temprana* de blanqueamiento y estimación de nivel.** El mapa de severidad y el índice de riesgo (P_r) permiten identificar *colonias con tendencia a deterioro* antes de que el blanqueamiento severo sea evidente (P_b alto). Al ejecutar el análisis *sobre la máscara de coral*, se observó una reducción de falsos positivos ($\sim$ 5,9 %) y una mayor sensibilidad a señales sutiles ($\sim$ 96,8 %), habilitando **alertas tempranas** en colonias con elevación progresiva de P_r incluso cuando $P_b < 30\,\%$. En la serie analizada ($N = 201$), la proporción de casos en *alto riesgo* ($P_r > 60\,\%$) fue **13.08 %**, mientras que el blanqueamiento severo ($P_b > 70\,\%$) fue **1.49 %**; esta asimetría sugiere un **espacio de antelación operativa** para priorizar acciones preventivas.

   - *Criterios de alerta sugeridos (operativos):*
     a) **Nivel 1 – Vigilancia:** $40\,\% \leq P_r < 60\,\%$ **o** $\Delta P_r \geq 10\,\text{pp}$ respecto a la visita anterior.
     b) **Nivel 2 – Prevención:** $P_r \geq 60\,\%$ (priorizar verificación *in situ* y seguimiento de corto plazo).
     c) **Nivel 3 – Respuesta:** $P_b \geq 70\,\%$ (intervención/mitigación, registro detallado y muestreo adicional).
   - *Buenas prácticas para despliegue:* captura estandarizada (ángulo / distancia / iluminación), control de color (carta opcional), validación de máscara, reporte por colonia con P_r, P_b y área coral (cm^2), georreferenciación y comparativos temporales (t vs. $t-1$).
   - *Limitaciones y salvaguardas:* sensibilidad al *domain shift* (cámara/turbidez), necesidad de series temporales para confirmar tendencias, validación con *ground truth* pixelar (IoU/Dice) y ajuste de umbrales por sitio para mantener un balance **sensibilidad–precisión** aceptable. En todos los casos se garantiza la coherencia $P_r \geq P_b$ por diseño del mapa de severidad.

7. **Relación entre etapas y decisión arquitectónica final.** Las comparativas del *punto de inserción* demostraron que la combinación **recuperar** $\rightarrow$ **segmentar** $\rightarrow$ **clasificar** $\rightarrow$ **blanqueamiento** maximiza el rendimiento global del sistema. Esta secuencia equilibra calidad visual, pertinencia semántica y estabilidad jerárquica, y explica la mejora conjunta en métricas de clasificación y en la reducción de errores en la detección de blanqueamiento.

8. **Alcances, limitaciones y validez externa.** El sistema mostró **robustez** en escenarios reales, pero la brecha *curado* $\leftrightarrow$ *campo* es consistente con: (i) *domain shift* (cámara, profundidad, turbidez), (ii) desbalance de muestras por familia y (iii) la ausencia de *ground truth* pixelar exhaustivo para blanqueamiento. Estas condiciones limitan la generalización y motivan ampliar y equilibrar el dataset, estandarizar protocolos de captura y avanzar hacia una validación pixelar (IoU/Dice) del mapa de severidad.

9. **Implicaciones prácticas y proyección.** La modularidad y trazabilidad del flujo lo convierten en una **herramienta viable** para programas de monitoreo y alerta temprana con bajo costo marginal por imagen y criterios reproducibles. Las líneas de trabajo futuro incluyen: (i) anotación pixelar para validación cuantitativa de blanqueamiento/severidad; (ii) *fine-tuning* supervisado de segmentación en corales; (iii) ablation de hiperparámetros guiada por UIQM/UIConM; y (iv) evaluación de generalización *cross-domain* (equipos, ópticas y hábitats diversos).

Síntesis final. El proyecto entrega un *pipeline* integrado y jerárquico que **cumple** sus objetivos: mejora de calidad (UIQM ↑ **+27.3 %**, UIConM ↑ **+36.4 %**), **clasificación robusta** en campo (hasta **85.69 %** a nivel especie con recorte+recuperación; ∼100/99.66 % en conjunto curado) y **cartografía de severidad** coherente ($P_r \geq P_b$) con reducción de falsos positivos. Además, el uso de P_r como señal anticipatoria y del mapa continuo de severidad proporciona una **capacidad de detección temprana** y **priorización de respuesta** (Niveles 1–3) que es operativamente valiosa para programas de monitoreo coralino bajo variabilidad real.

Bibliografía

[1] M. Sweet and F. Nunes. *Millepora alcicornis*. the iucn red list of threatened species 2024. https://www.iucnredlist.org/, 2024. Categoría EN, evaluación 10 Feb 2024.

[2] Laura Gutiérrez et al. Half of atlantic reef-building corals at elevated risk of extinction: Updated iucn red list assessments. *PLOS ONE*, 19(12):e0309354, 2024. doi: 10.1371/journal.pone.0309354.

[3] Peter W. Glynn. El niño and peruvian coastal coral reefs: Coral mortality and disturbances to reef communities. *American Zoologist*, 32(6):pp. 707–718, 1992. Síntesis de mortalidades del 70–95 % en Pacífico oriental.

[4] L. F. O. Lima et al. The ecophysiology of *Porites astreoides* as a key coral for caribbean reefs under climate change. *Frontiers in Marine Science*, 9:908734, 2022. doi: 10.3389/fmars.2022.908734.

[5] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 25, pages 1097–1105, 2012.

[6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770–778, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[7] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. URL http://www.deeplearningbook.org.

[8] Kenneth RN Anthony, Kate J Helmstedt, Line K Bay, Pedro Fidelman, Karen E Hussey, Petra Lundgren, David Mead, Ian M McLeod, Peter J Mumby, Maxine Newlands, et al. Interventions to help coral reefs under global change—a complex decision challenge. *Plos one*, 15(8):e0236399, 2020.

[9] Heidi L Burdett, Rebecca Albright, Gavin L Foster, Tali Mass, Tessa M Page, Buki Rinkevich, Verena Schoepf, Jacob Silverman, and Nicholas A Kamenos. Including environmental and climatic considerations for sustainable coral reef restoration. *PLoS biology*, 22(3):e3002542, 2024.

[10] JA Burt, EF Camp, IC Enochs, JL Johansen, KM Morgan, B Riegl, and AS Hoey. Insights from extreme coral reefs in a changing world. *Coral Reefs*, 39:495–507, 2020.

[11] Tiffany H Morrison, Terry P Hughes, W Neil Adger, Katrina Brown, Jon Barnett, and Maria Carmen Lemos. Save reefs to rescue all ecosystems. *Nature*, 573(7774):333–336, 2019.

[12] MinAmbiente. Arrecifes coralinos, 2020**. URL https://www.minambiente.gov.co/asuntos-marinos-costeros-y-recursos-acuaticos/arrecifes-coralinos/.

[13] MinAmbiente. Reserva de biosfera seaflower: 20 años de relación entre el hombre y la biodiversidad marina, 11 2020. URL https://www.minambiente.gov.co/reserva-de-biosfera-seaflower-20-anos-de-relacion-entre-el-hombre-y-la-biodiversidad-marina/.

[14] Agencia de Noticias Univalle. Cuarto evento global sobre blanqueamiento de corales - universidad del valle / cali, colombia, 5 2024. URL https://www.univalle.edu.co/medio-ambiente/cuarto-evento-global-sobre-blanqueamiento-de-corales.

[15] MinAmbiente. Entre el 70 % y el 80 % de los arrecifes coralinos del país han presentado blanqueamiento, alerta minambiente, 11 2023. URL https://www.igac.gov.co/es/noticias/el-igac-expide-la-resolucion-unica-para-fortalecer-la-gestion-catastral-con-enfoque.

[16] ParquesNacionalesNaturalesdeColombia. Avanza programa un millón de corales por colombia para restaurar arrecifes, 3 2022. URL https://www.parquesnacionales.gov.co/sala-prensa/noticias/avanza-programa-un-millon-de-corales-por-colombia-para-restaurar-arrecifes/.

[17] Minambiente. El ministro de ambiente le hizo seguimiento a la siembra de corales en san andrés | ministerio de ambiente y desarrollo sostenible, 2021. URL https://archivo.minambiente.gov.co/index.php/noticias/5317-el-ministro-de-ambiente-le-hizo-seguimiento-a-la-siembra-de-corales-en-san-andres.

[18] NoticiasONU. Un millón de corales por colombia, la mayor restauración de arrecifes oceánicos de américa | noticias onu, 6 2022. URL https://news.un.org/es/story/2022/06/1510982.

[19] Ouassine Younes, Zahir Jihad, Conruyt Noël, Kayal Mohsen, A. Martin Philippe, Chenin Eric, Bigot Lionel, and Vignes Lebbe Regine. Automatic coral detection with yolo: A deep learning approach for efficient and accurate coral reef monitoring. *Communications in Computer and Information Science*, 1948 CCIS: 170–177, 4 2024. doi: 10.1007/978-3-031-50485-3_16. URL http://arxiv.org/abs/2405.14879http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-50485-3_16.

[20] Luhui Hu. Visión artificial: recapitulaciones de 2023 y tendencias de 2024: rumbo a la ia, 2023. URL https://towardsai.net/p/machine-learning/computer-vision-2023-recaps-and-2024-trends.

[21] Christopher Burns, Barbara Bollard, and Ajit Narayanan. Machine-learning for mapping and monitoring shallow coral reef habitats. *Remote Sensing 2022, Vol. 14, Page 2666*, 14:2666, 6 2022. ISSN 2072-4292. doi: 10.3390/RS14112666. URL https://www.mdpi.com/2072-4292/14/11/2666/htmhttps://www.mdpi.com/2072-4292/14/11/2666.

[22] Coral Reef Alliance. ¿qué es el blanqueamiento del coral y por qué debería preocuparte? - coral reef alliance, 11 2023. URL https://coral.org/es/blog/que-es-el-blanqueamiento-del-coral-y-por-que-deberia-preocuparte/.

[23] World Wildlife Fund. Todo lo que debes saber y cómo podemos acabar con el blanqueamiento de los corales | historias | descubre wwf, 4 2019. URL https://www.worldwildlife.org/descubre-wwf/historias/todo-lo-que-debes-saber-y-como-podemos-acabar-con-el-blanqueamiento-de-los-corales.

[24] FloraFaunaMarina. Importancia vital de los corales en la biodiversidad marina: Descúbrela ahora, 3 2024. URL https://florayfaunamarina.com/fauna/invertebrados/importancia-vital-de-los-corales-en-la-biodiversidad-marina-descubrela-ahora/.

[25] EPA. La importancia de los arrecifes de coral | us epa, 5 2024. URL https://espanol.epa.gov/espanol/la-importancia-de-los-arrecifes-de-coral.

[26] Fundación AQUAE. La importancia de los arrecifes de coral - fundación aquae, 8 2023. URL https://www.fundacionaquae.org/la-importancia-de-los-arrecifes-de-coral.

[27] Melissa Hobson. Cambio climático: esto es lo que ocurre con los arrecifes de coral en un mundo con temperaturas cada vez más altas | national geographic, 7 2024. URL https://www.nationalgeographicla.com/medio-ambiente/2024/07/cambio-climatico-esto-es-lo-que-ocurre-con-los-arrecifes-de-coral-en-un-mundo-con-temperaturas-ca

[28] Carrie Manfrino. Can we save coral reefs? | united nations, 5 2017. URL https://www.un.org/en/chronicle/article/can-we-save-coral-reefs.

[29] Luis Felipe Silva Vásquez. Estudio de modelos para la recuperación de color en fotografías subacuáticas, 2022. Recuperado de: http://hdl.handle.net/11349/29610.

[30] Carol Zuleimy Fernández Rodríguez. Análisis del blanqueamiento coralino en fotografías subacuáticas con redes neuronales artificiales, 2024.

[31] R. S. K. Barnes and K. H. Mann. *Fundamentals of Aquatic Ecology*. Blackwell Scientific Publications, Oxford, 1991.

[32] Marjorie L. Reaka-Kudla. The global biodiversity of coral reefs: A comparison with rainforests. In M. L. Reaka-Kudla, D. E. Wilson, and E. O. Wilson, editors, *Biodiversity II*, pages 83–108. Joseph Henry Press, Washington, DC, 1997.

[33] National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). What is a coral reef made of? NOAA Ocean Service website, 2024. URL https://oceanservice.noaa.gov/facts/coralmadeof.html. Published June 16, 2024; accessed Aug 10, 2025.

[34] Timothy P. Henkel. Coral reefs. *Nature Education Knowledge*, 3(10):12, 2010.

[35] Jaime Garzón-Ferreira. Arrecifes coralinos: ¿un tesoro camino a la extinción? *Colombia: Ciencia y Tecnología*, 15(1):11–19, 1997.

[36] Charles Darwin. *The Structure and Distribution of Coral Reefs*. Smith Elder & Co., London, 1842.

[37] U.S. Environmental Protection Agency. Basic information about coral reefs, febrero 2025. URL https://www.epa.gov/coral-reefs/basic-information-about-coral-reefs. Web page.

[38] World Wildlife Fund. Todo lo que debes saber y cómo podemos acabar con el blanqueamiento de los corales, 2019. URL https://www.worldwildlife.org/. Blog post.

[39] U.S. National Oceanic and Atmospheric Administration. How do coral reefs benefit the economy?, junio 2024. URL https://oceanservice.noaa.gov/facts/coral_economy.html. Web article.

[40] National Oceanic and Atmospheric Administration. Noaa confirms 4th global coral bleaching event, abril 2024. URL https://www.noaa.gov/news-release/noaa-confirms-4th-global-coral-bleaching-event. Press release.

[41] Coastal Wiki. Coral reefs, 2013. URL https://www.coastalwiki.org/wiki/Coral_reefs. Web article.

[42] U.S. Environmental Protection Agency. Amenazas para los arrecifes de coral, mayo 2025. URL https://espanol.epa.gov/espanol/amenazas-para-los-arrecifes-de-coral. Web page.

[43] International Union for Conservation of Nature (IUCN). The iucn red list of threatened species. IUCN, 2024. URL https://www.iucnredlist.org. Accessed: 2025-08-10.

[44] CITES. Corals. Convention on International Trade in Endangered Species of Wild Fauna and Flora, 2024. URL https://cites.org/eng/prog/corals. Accessed: 2025-08-10.

[45] National Oceanic and Atmospheric Administration. What is coral bleaching?, junio 2024. URL https://oceanservice.noaa.gov/facts/coral_bleach.html. Web article.

[46] Intergovernmental Panel on Climate Change. Sixth assessment report – impacts, adaptation and vulnerability (chapter 3: Ocean and coastal ecosystems), 2022. URL https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/. Technical report.

[47] Agustín J. Paz Cardona. Hotter seas lead to coral bleaching along colombia's coast, 2023 expeditions find. *Mongabay*, enero 2024. URL https://news.mongabay.com. News article.

[48] INVEMAR. Informe del estado de los ambientes y recursos marinos y costeros en colombia: 2013. https://www.invemar.org.co/redcostera1/invemar/docs/ier2014.pdf, 2014. Estimación de ~2,860 km^2 de áreas coralinas.

[49] INVEMAR. Informe del estado de los ambientes y recursos marinos y costeros en colombia: 2005. https://www.invemar.org.co/redcostera1/invemar/docs/3801IER_2005_completo.pdf, 2005. Sección Arrecifes: Colombia posee cerca de 2,900 km^2 de áreas coralinas.

[50] N. Lopera et al. Seaflower biosphere reserve: coral reefs and conservation challenges. In *Coral Reefs of the World (regional syntheses)*. Springer, 2020. Cita ampliamente usada para el 77 % de áreas coralinas someras en Seaflower.

[51] INVEMAR. Informe final iabin-eco: Ecosistemas marinos y costeros de colombia. https://www.oas.org/dsd/iabin/component2/Colombia/INVEMAR%20Ecosistemas/Informe%20final%20%20IABIN-ECO%20231109.pdf, 2009. Aproximadamente 15 km^2 de arrecifes en el Pacífico colombiano; ~2,900 km^2 totales (citando Díaz et al., 2000).

[52] C. Mark Eakin, Jessica A. Morgan, Scott F. Heron, Tyler B. Smith, Gang Liu, and others. Caribbean corals in crisis: Record thermal stress, bleaching, and mortality in 2005. *PLOS ONE*, 5(11):e13969, 2010. doi: 10.1371/journal.pone.0013969.

[53] Melissa Gaskill. Coral bleaching goes from bad to worse. Nature News, 2010. URL https://www.nature.com/articles/news.2010.621. Resumen periodístico del evento 2005: >80 % de colonias blanqueadas en el Caribe.

[54] NOAA Coral Reef Watch. Noaa confirms fourth global coral bleaching event. https://coralreefwatch.noaa.gov/, 2024. Comunicado de abril de 2024.

[55] Matthew L. Doherty, Jack V. Johnson, and Gretchen Goodbody-Gringley. Widespread coral bleaching and mass mortality during the 2023–2024 marine heatwave in little cayman. *PLOS ONE*, 20(5):e0322636, 2025. doi: 10.1371/journal.pone.0322636.

[56] Juan M. Díaz and Jaime Garzón-Ferreira. The caribbean coral reefs of colombia. In Jorge Cortés, editor, *Latin American Coral Reefs*, pages 275–301. Elsevier, Amsterdam, 2003.

[57] Fernando A. Zapata et al. Dinámica de corales y macroalgas en la isla gorgona (pacífico colombiano). *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 34(132):pp. 227–244, 2010.

[58] Juan José Alvarado, Octavio Aburto-Oropeza, Rubén Abad, Enrique Barraza, Margarita Brandt, Jaime Cantera, Priscila Estrada, Carlos F Gaymer, Ana Gloria Guzmán-Mora, James J Herlan, et al. Coral reef conservation in the eastern tropical pacific. *Coral Reefs of the Eastern Tropical Pacific: Persistence and Loss in a Dynamic Environment*, pages 565–591, 2016.

[59] NOAA Fisheries. Elkhorn coral (acropora palmata), 2025. URL https://www.fisheries.noaa.gov/species/elkhorn-coral.

[60] Fernando A. Zapata and Bernardo Vargas-Ángel. Corals and coral reefs of the pacific coast of colombia. In *Latin American Coral Reefs*, pages 419–447. Elsevier, 2003. doi: 10.1016/B978-044451388-5/50019-9.

[61] SeaLifeBase. Agaricia agaricites – purple lettuce coral, 2025. URL https://www.sealifebase.se/summary/Agaricia-agaricites.html. Species page.

[62] NOAA Fisheries. Mountainous star coral (orbicella faveolata), 2025. URL https://www.fisheries.noaa.gov/species/mountainous-star-coral.

[63] NatureServe. *Orbicella faveolata* – endangered, 2021. URL https://explorer.natureserve.org/.

[64] SeaLifeBase. Millepora alcicornis – fire coral, 2025. URL https://www.sealifebase.se/summary/Millepora-alcicornis.html. Species page.

[65] Wikipedia contributors. Mussidae, 2025. URL https://en.wikipedia.org/wiki/Mussidae.

[66] Peter W. Glynn, Henry von Prahl, and Felipe Guhl. Coral reefs of gorgona island, colombia, with special reference to corallivores. *Boletín de Investigaciones Marinas y Costeras*, 41:49–80, 2016.

[67] SeaLifeBase. Porites astreoides – mustard hill coral, 2025. URL https://www.sealifebase.se/summary/Porites-astreoides.html. Species page.

[68] ICRI. Global coral reef monitoring network: Status of coral reefs. https://icriforum.org, 2024. Accedido en 2025.

[69] T. y otros Hughes. Mass coral bleaching 2023: ecological consequences and mortality patterns. *PubMed Central*, 2023. Accedido en 2025.

[70] SeaLifeBase. Orbicella faveolata and caribbean corals database. https://www.sealifebase.se, 2024. Accedido en 2025.

[71] Mongabay Latam. La enfermedad sctld y la amenaza a corales caribeños. https://es.mongabay.com, 2023. Accedido en 2025.

[72] Wikipedia. Millepora alcicornis. https://en.wikipedia.org/wiki/Millepora_alcicornis, 2024. Accedido en 2025.

[73] Raimondo Schettini and Silvia Corchs. Underwater image processing: State of the art of restoration and image enhancement methods. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, 2010. doi: 10.1155/2010/746052.

[74] R. Webb. Underwater light attenuation and ocean zones. Technical report, Oceanic Institute, 2021. Data on light penetration in the ocean.

[75] Jules S. Jaffe. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 15(2):101–111, 1990. doi: 10.1109/48.50695.

[76] Derya Akkaynak and Tali Treibitz. Sea-thru: A method for removing water from underwater images. In *Proc. IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1682–1691, 2019. doi: 10.1109/CVPR.2019.00177.

[77] J. Anthoni. Absorption of light by water. Seafriends Marine Conservation and Education Centre, 2005. Online article.

[78] Curtis D. Mobley. *Light and Water: Radiative Transfer in Natural Waters*. Academic Press, 1994.

[79] Miao Yang, Jintong Hu, Chongyi Li, Gustavo Rohde, Yixiang Du, and Ke Hu. An in-depth survey of underwater image enhancement and restoration. *IEEE Access*, 7:123638–123657, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2932611.

[80] S. Fayaz et al. Underwater image enhancement: A review of modern techniques and trends, 2021. Research report.

[81] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing*. Pearson, 4th edition, 2018.

[82] Yong Lin Lai, Tan Fong Ang, Uzair A. Bhatti, Chin Soon Ku, Qi Han, and Lip Yee Por. Color correction methods for underwater image enhancement: A systematic literature review. *PLOS ONE*, 20(3):e0317306, 2025. doi: 10.1371/journal.pone.0317306.

[83] Muhammad Suzuri Hitam, Wan Nural Jawahir Hj. Wan Yussof, Ezmahamrul Afreen Awalludin, and Zainuddin Bachok. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement. In *2013 International Conference on Computer Applications Technology (ICCAT)*, pages 1–5, 2013. doi: 10.1109/ICCAT.2013.6522017.

[84] Nils Gunnar Jerlov. *Marine Optics*. Elsevier, 1976.

[85] NOAA Coral Reef Conservation Program. Improving underwater reef imagery: Best practices. Technical report, National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA), 2024.

[86] Gershon Buchsbaum. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute*, 310(1):1–26, 1980. doi: 10.1016/0016-0032(80)90058-7.

[87] Karel J. Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In Paul S. Heckbert, editor, *Graphics Gems IV*, pages 474–485. Academic Press, San Diego, CA, 1994. doi: 10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6.

[88] K. Iqbal, M. Odetayo, A. James, R. A. Salam, and A. Z. Talib. Enhancing low quality underwater images using unsupervised color correction method. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 1703–1708, 2010.

[89] Daniel J. Jobson, Zia-ur Rahman, and Glenn A. Woodell. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(7):965–976, 1997. doi: 10.1109/83.597272.

[90] Saeed Anwar, Chongyi Li, et al. Underwater image enhancement: A comprehensive review. *Signal Processing: Image Communication*, 81:115224, 2020. doi: 10.1016/j.image.2019.115224.

[91] Karen Panetta, Chen Gao, and Sos S. Agaian. Human-visual-system-inspired underwater image quality measures. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 41(3):541–551, 2016. doi: 10.1109/JOE.2015.2478156.

[92] Miao Yang and Arcot Sowmya. An underwater color image quality evaluation metric. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12):6062–6071, 2015. doi: 10.1109/TIP.2015.2491020.

[93] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael S. Bernstein, Alexander C. Berg, and Li Fei-Fei. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3):211–252, 2015. doi: 10.1007/s11263-015-0816-y.

[94] Vinod Nair and Geoffrey E. Hinton. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. *Proc. ICML*, 2010.

[95] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In *Proc. ICML*, 2015.

[96] Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324, 1998.

[97] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *Proc. ICLR*, 2015. arXiv:1409.1556.

[98] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions. In *Proc. IEEE CVPR*, pages 1–9, 2015. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594.

[99] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens Van Der Maaten, and Kilian Q. Weinberger. Densely connected convolutional networks. In *Proc. IEEE CVPR*, pages 4700–4708, 2017.

[100] Mingxing Tan and Quoc V. Le. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In *Proc. ICML*, pages 6105–6114, 2019.

[101] Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In *Proc. ICLR*, 2021. arXiv:2010.11929.

[102] Chris Olah, Alexander Mordvintsev, and Ludwig Schubert. Feature visualization. *Distill*, 2017. doi: 10.23915/distill.00007.

[103] Jason Yosinski, Jeff Clune, Yoshua Bengio, and Hod Lipson. How transferable are features in deep neural networks? In *Advances in Neural Information Processing Systems 27 (NIPS 2014)*, pages 3320–3328, 2014.

[104] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15(56): 1929–1958, 2014.

[105] Sebastian Ruder. An overview of multi-task learning in deep neural networks. *arXiv preprint arXiv:1706.05098*, 2017.

[106] Zhicheng Yan, Hao Zhang, Robinson Piramuthu, Vignesh Jagadeesh, Dennis DeCoste, Wei Di, and Yizhou Yu. Hd-cnn: Hierarchical deep convolutional neural networks for large scale visual recognition. In *Proceedings of IEEE ICCV*, pages 2740–2748, 2015.

[107] David M. W. Powers. Evaluation: From precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1):37–63, 2011.

[108] Marina Sokolova and Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4):427–437, 2009.

[109] Marina Sokolova and Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4):427–437, 2009. doi: 10.1016/j.ipm.2009.03.002.

[110] C. J. van Rijsbergen. *Information Retrieval*. Butterworth-Heinemann, London, 2 edition, 1979. URL http://www.dcs.gla.ac.uk/Keith/Preface.html.

[111] David M. W. Powers. Evaluation: From precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness & correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1):37–63, 2011.

[112] Tom Fawcett. An introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8):861–874, 2006.

[113] Jesse Davis and Mark Goadrich. The relationship between precision-recall and roc curves. In *ICML*, pages 233–240, 2006.

[114] Takaya Saito and Marc Rehmsmeier. The precision-recall plot is more informative than the roc plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets. *PLOS ONE*, 10(3):e0118432, 2015. doi: 10.1371/journal.pone.0118432.

[115] David J. Hand and Robert J. Till. A simple generalisation of the area under the roc curve for multiple class classification problems. *Machine Learning*, 45(2):171–186, 2001. doi: 10.1023/A:1010920819831.

[116] J. Opitz and S. Burst. Macro f1 and macro f1. In *Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems*, pages 1–11, Minneapolis, Minnesota, 2019. Association for Computational Linguistics. doi: 10.18653/v1/W19-5401. URL https://aclanthology.org/W19-5401. Discusses the pitfalls of macro and weighted F1 in imbalanced classification tasks.

[117] Kay H. Brodersen, Cheng Soon Ong, Klaas E. Stephan, and Joachim M. Buhmann. The balanced accuracy and its posterior distribution. *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 3121–3124, 2010. doi: 10.1109/ICPR.2010.764.

[118] Jacob Cohen. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20 (1):37–46, 1960.

[119] Mary L. McHugh. Interrater reliability: the kappa statistic. *Biochemia Medica*, 22(3):276–282, 2012.

[120] Brian W. Matthews. Comparison of the predicted and observed secondary structure of t4 phage lysozyme. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Protein Structure*, 405(2):442–451, 1975.

[121] Davide Chicco and Giuseppe Jurman. The advantages of the matthews correlation coefficient (mcc) over f1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1):6, 2020.

[122] Davide Chicco and Matthijs Jurman. The matthews correlation coefficient (mcc) is more reliable than balanced accuracy, f1 score and roc auc in binary classification evaluation. *BioData Mining*, 14(13), 2021. doi: 10.1186/s13040-021-00244-0.

[123] Davide Chicco and Giuseppe Jurman. Reliable evaluation of machine learning models in binary classification problems: beyond accuracy and f1 score. *PeerJ Computer Science*, 6:e279, 2020. doi: 10.7717/peerj-cs.279.

[124] Davide Chicco and Giuseppe Jurman. Comparing the pearson correlation coefficient and the matthews correlation coefficient in evaluating binary classification performance. *PeerJ Computer Science*, 7:e623, 2021. doi: 10.7717/peerj-cs.623.

[125] Aris Kosmopoulos, Ioannis Partalas, Eric Gaussier, Ion Androutsopoulos, and Georgios Paliouras. Evaluation measures for hierarchical classification: a unified view and novel approaches. In *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2015. preprint/extended version commonly cited.

[126] Aixin Sun and Ee-Peng Lim. Hierarchical text classification and evaluation. In *ICADL*, pages 133–144, 2001.

[127] Anne E. Magurran. *Measuring Biological Diversity*. Blackwell, 2004.

[128] Carlo Ricotta and Marco Moretti. Measuring the functional redundancy of biological communities: a quantitative guide. *Preslia*, 79(4):455–471, 2007. URL https://www.preslia.cz/P074Ricotta.pdf. Citado para diversidad taxonómica detectada.

[129] Carlos Camilo Ibagon. Resultados ecológicos derivados del modelo de clasificación jerárquica de corales. *Monografía de grado*, Universidad Nacional de Colombia, 2025. Sección de análisis ecológico basada en salidas del modelo.

[130] Ming Li, Hanqi Zhang, Armin Gruen, and Deren Li. A survey on underwater coral image segmentation based on deep learning. *Geo-Spatial Information Science*, 28(2):472–496, 2025.

[131] Muwei Jian, Xiangyu Liu, Hanjiang Luo, Xiangwei Lu, Hui Yu, and Junyu Dong. Underwater image processing and analysis: A review. *Signal Processing: Image Communication*, 91:116088, 2021.

[132] Yang Hong, Xiaowei Zhou, Ruzhuang Hua, Qingxuan Lv, and Junyu Dong. WaterSAM: Adapting SAM for underwater object segmentation. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(9):1616, 2024.

[133] Paulo L. J. Drews-Jr, Isadora de Souza, Igor P. Maurell, Eglen V. Protas, and Silvia S. C. Botelho. Underwater image segmentation in the wild using deep learning. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 27(1): 1–14, 2021. Article 12.

[134] Md Jahidul Islam, Chelsey Edge, Yuyang Xiao, Peigen Luo, Mostafa Mehtaz, Christopher Morse, Syed S. Enan, and Junaed Sattar. Semantic segmentation of underwater imagery: Dataset and benchmark. In *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 1769–1776, 2020.

[135] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, and Ross Girshick. Mask r-cnn. In *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision (ICCV)*, pages 2980–2988, 2017.

[136] Alexander Kirillov, Eric Mintun, Nikhila Ravi, Hanzi Mao, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Tete Xiao, Spencer Whitehead, Alexander C. Berg, Wan-Yen Lo, Piotr Dollár, and Ross Girshick. Segment anything. In *Proc. IEEE/CVF Int. Conf. Computer Vision (ICCV)*, pages 11673–11682, 2023.

[137] Tianrun Chen, Lanyun Zhu, Chaotao Ding, Runlong Cao, Yan Wang, Zejian Li, Lingyun Sun, Papa Mao, and Ying Zang. SAM fails to segment anything? – SAM-ATM: Adapting the segment anything model for adversarial test-time modifications. arXiv preprint arXiv:2307.12356, 2023.

[138] Shilong Liu, Zhaoyang Zeng, Tianhe Ren, Feng Li, Hao Zhang, Jie Yang, Chunyuan Li, Jianwei Yang, Hang Su, Jun Zhu, and Lei Zhang. Grounding dino: Marrying dino with grounded pre-training for open-set object detection. In *Proc. Eur. Conf. Computer Vision (ECCV)*, pages 1–17, 2024. arXiv:2303.05499.

[139] Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. In *Proc. Eur. Conf. Computer Vision (ECCV)*, pages 833–851, 2018.

[140] Hengshuang Zhao, Jianping Shi, Xiaojuan Qi, Xiaogang Wang, and Jiaya Jia. Pyramid scene parsing network. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 6230–6239, 2017.

[141] Rudra P. K. Poudel, Ujwal Bonde, Stefan Liwicki, and Christopher Zach. Fast-scnn: Fast semantic segmentation network. arXiv preprint arXiv:1902.04502, 2019.

[142] Shijie Lian, Hua Li, Runmin Cong, Suqi Li, Wei Zhang, and Sam Kwong. Watermask: Instance segmentation for underwater imagery. In *Proc. IEEE/CVF Int. Conf. Computer Vision (ICCV)*, pages 1305–1315, 2023.

[143] Hua Li, Shijie Lian, Zhiyuan Li, Runmin Cong, and Sam Kwong. UWSAM: Segment anything model guided underwater instance segmentation and a large-scale benchmark dataset. arXiv preprint arXiv:2505.15581, 2024.

[144] Fawad, Iftikhar Ahmad, Arif Ullah, and Wooyeol Choi. Machine learning framework for precise localization of bleached corals using bag-of-hybrid visual feature classification. *Scientific Reports*, 13, 12 2023. ISSN 20452322. doi: 10.1038/s41598-023-46971-7.

[145] Mohamed Elawady. Sparse coral classification using deep convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.09067*, 2015.

[146] Heru Pramono Hadi, Eko Hari Rachmawanto, and Rabei Raad Ali. Comparison of densenet-121 and mobilenet for coral reef classification. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 23:333–342, 3 2024. ISSN 1858-4144. doi: 10.30812/matrik.v23i2.3683.

[147] Anabel Gómez-Ríos, Siham Tabik, Julián Luengo, ASM Shihavuddin, Bartosz Krawczyk, and Francisco Herrera. Towards highly accurate coral texture images classification using deep convolutional neural networks and data augmentation. *Expert Systems with Applications*, 118:315–328, 2019.

[148] A Gómez-Rıos, S ; Tabik, J ; Luengo, F ; Herrera, Asm ; Shihavuddin, and B ; Krawczyk. Redes neuronales convolucionales para una clasificacion precisa de imagenes de corales, 2019.

[149] Sonain Jamil, Muhibur Rahman, and Amir Haider. Bag of features (bof) based deep learning framework for bleached corals detection. *Big Data and Cognitive Computing*, 5, 12 2021. ISSN 25042289. doi: 10.3390/bdcc5040053.

[150] Shilong Liu, Zhaoyang Zeng, Tianhe Ren, Feng Li, Hao Zhang, Jie Yang, Chunyuan Li, Jianwei Yang, Hang Su, Jun Zhu, et al. Grounding dino: Marrying dino with grounded pre-training for open-set object detection. *arXiv preprint arXiv:2303.05499*, 2023.

[151] Alexander Kirillov, Eric Mintun, Nikhila Ravi, Hanzi Mao, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Tete Xiao, Spencer Whitehead, Alexander C. Berg, Wan-Yen Lo, Piotr Dollár, and Ross Girshick. Segment anything. *arXiv:2304.02643*, 2023.

[152] MinAmbiente. Arrecifes de coral, un patrimonio que colombia restaura y conserva, 12 2021. URL https://www.minambiente.gov.co/arrecifes-de-coral-un-patrimonio-que-colombia-restaura-y-conserva/.

[153] Coral Reef Alliance. ¿qué es el blanqueamiento de corales?, 2023. URL https://coralreefalliance.org/. Blog post.

[154] Fundación Aquae. La importancia de los arrecifes de coral, 2022. URL https://fundacionaquae.org/.

[155] Naciones Unidas. Un millón de corales por colombia, la mayor restauración de arrecifes oceánicos de américa, febrero 2022. URL https://news.un.org/. Reportaje de prensa.

[156] Ana Gómez-Ríos, Pablo Vargas, Edwin Romero, and Carlos Arias. Towards highly accurate coral texture images classification using deep cnns and data augmentation. *Expert Systems with Applications*, 118:315–328, 2019. doi: 10.1016/j.eswa.2018.11.030.

[157] Ernesto Weil, Aldo Croquer, and Iria Urreiztieta. The emerging threat of stony coral tissue loss disease (sctld) in the caribbean. *Frontiers in Marine Science*, 8:681809, 2021. doi: 10.3389/fmars.2021.681809.

[158] Atlantic Oceanographic and Meteorological Laboratory – NOAA. Científicos de la noaa regresan a cheeca rocks y descubren que el arrecife está completamente blanqueado, agosto 2023. URL https://aoml.noaa.gov/. News article.

[159] Carlos F. D. Rocha, José Posada, and Jorge J. Karlusich. Corals of the tropical eastern pacific: status, distribution and conservation. In *Proceedings of the 11th International Coral Reef Symposium*, 2008.

[160] William K. Fitt, Barbara E. Brown, Mark E. Warner, and Richard P. Dunne. Adaptation of reef corals to climate change: can coral reefs be saved? *Global Change Biology*, 25:3986–3998, 2019. doi: 10.1111/gcb.14746.

[161] SeaLifeBase. Pocillopora damicornis – cauliflower coral, 2025. URL https://www.sealifebase.se/summary/Pocillopora-damicornis.html. Species page.

[162] Judy A. Henry, Roy P. E. Yanong, Michael P. McGuire, and Joseph T. Patterson. A guide to common stony corals of florida, 2022. URL https://edis.ifas.ufl.edu/publication/FA199. University of Florida/IFAS Extension publication.

[163] University of Miami – Rosenstiel School. Mussa angulosa species page, 2004. URL https://nmita.rsmas.miami.edu. NMITA: Zooxanthellate Corals Database.

[164] Yossi Loya, Kazuhiko Sakai, Koji Yamazato, Yoko Nakano, Hasan Sambali, and Robert van Woesik. Coral bleaching: the winners and the losers. *Ecology Letters*, 4(2):122–131, 2001. doi: 10.1046/j.1461-0248.2001.00203.x.

[165] R. G. Eagleson et al. A review of research on the mustard hill coral, *Porites astreoides*. *Diversity*, 15(3):462, 2023. doi: 10.3390/d15030462.

[166] IUCN Red List Unit. Red list version 2024-2: Table 7 (changes in red list status since last update). https://nc.iucnredlist.org/redlist/content/attachment_files/2024-2_RL_Table_7.pdf, 2024. Incluye cambio de *Pocillopora damicornis* a En Peligro (2024).

[167] National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). Coral facts – what is the difference between hard and soft coral? NOAA Coral Reef Conservation Program, 2021. https://coralreef.noaa.gov/education/coralfacts.html.

[168] Filippo Ferrario, Michael W. Beck, Curt D. Storlazzi, Fiorenza Micheli, Christine C. Shepard, and Laura Airoldi. The effectiveness of coral reefs for coastal hazard risk reduction and adaptation. *Nature Communications*, 5:3794, 2014. doi: 10.1038/ncomms4794.

[169] Kenneth R. N. Anthony, David I. Kline, Guillermo Diaz-Pulido, Sophie Dove, and Ove Hoegh-Guldberg. Ocean acidification causes bleaching and productivity loss in coral reef builders. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(45):17442–17446, 2008. doi: 10.1073/pnas.0804478105.

[170] IPCC. Sixth assessment report (ar6), working group ii: Impacts, adaptation and vulnerability – chapter 3: Ocean and coastal ecosystems. Intergovernmental Panel on Climate Change, 2022. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/.

[171] Kaiming He, Jian Sun, and Xiaoou Tang. Single image haze removal using dark channel prior. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1956–1963, 2009. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206515.

[172] Jian Li, Katherine A. Skinner, Ryan M. Eustice, and Matthew Johnson-Roberson. Watergan: Unsupervised generative network to enable real-time color correction of monocular underwater images. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(1):387–394, 2018. doi: 10.1109/LRA.2017.2730363.

[173] Ming Li, Hanqi Zhang, Armin Gruen, and Deren Li. A survey on underwater coral image segmentation based on deep learning. *Geo-Spatial Information Science*, 28(2):1–25, 2024. doi: 10.1080/10095020.2024.2343323.

[174] Hamid Rezatofighi, Nima Tsoi, JunYoung Gwak, Amir Sadeghian, Ian Reid, and Silvio Savarese. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 658–666, 2019. doi: 10.1109/CVPR.2019.00075.

[175] Jiangtao Wang, Nur Intan Ruhaiyem, and Panpan Fu. A comprehensive review of u-net and its variants: Advances and applications in medical image segmentation. *arXiv preprint arXiv:2502.06895*, 2025.

[176] Weihong Zhang, Xiaobo Li, Shuping Xu, Xujin Li, Yiguang Yang, Degang Xu, Tiegen Liu, and Haofeng Hu. Underwater image restoration via adaptive color correction and contrast enhancement fusion. *Remote Sensing*, 15(19):4699, 2023. doi: 10.3390/rs15194699.

[177] Chuhong Wang, Wenli Duan, Chengche Luan, Jinxing Liang, Lijuan Shen, and Hao Li. Usnet: Underwater image superpixel segmentation via multi-scale water-net. *Frontiers in Marine Science*, 11:1411717, 2024. doi: 10.3389/fmars.2024.1411717.

[178] Hanqi Zhang, Ming Li, Jiageng Zhong, and Jiangying Qin. Cnet: A novel seabed coral reef image segmentation approach based on deep learning. In *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2024.

[179] Tianrun Li, Zhengyou Liang, and Shuqi Zhao. Cis: A coral instance segmentation network model with novel upsampling, downsampling, and fusion attention mechanism. *Journal of Marine Science and Engineering*, 12(9):1490, 2024. doi: 10.3390/jmse12091490.

[180] Jiaquan Yan, Hao Hu, Yijian Wang, Muhammad Wasim Nawaz, Naveed Ur Rehman Junejo, Ente Guo, and Huibin Feng. Underwater image enhancement via multiscale disentanglement strategy. *Scientific Reports*, 15:6076, 2025. doi: 10.1038/s41598-025-89109-7.

[181] Li Wang, Xing Li, Ke Li, Yang Mu, Min Zhang, and Zhaoxin Yue. Underwater image restoration based on dual information modulation network. *Scientific Reports*, 14:5416, 2024. doi: 10.1038/s41598-024-55990-x.

[182] Jonathan Long, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell. Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 3431–3440, 2015.

[183] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Proc. Int. Conf. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pages 234–241, 2015.

[184] János Podani. The coral of life. *Evolutionary Biology*, 46(2):123–144, 2019. doi: 10.1007/s11692-019-09474-w.

[185] Marcelo V. Kitahara, Hironobu Fukami, Francesca Benzoni, and Danwei Huang. The new systematics of scleractinia: Integrating molecular and morphological evidence. In Stefano Goffredo and Zvy Dubinsky, editors, *The Cnidaria, Past, Present and Future*, pages 41–59. Springer, 2016. doi: 10.1007/978-3-319-31305-4_4.

[186] Abdelouahid Ben Tamou, Abdesslam Benzinou, and Kamal Nasreddine. Targeted data augmentation and hierarchical classification with deep learning for fish species identification in underwater images. *Journal of Imaging*, 8(8):214, 2022. doi: 10.3390/jimaging8080214.

[187] Célia Blondin, Joris Guerin, Laure Berti-Equille, Guilherme O. Longo, and Kelly Inagaki. Hierarchical classification for automated image annotation of coral reef benthic structures. In *Proc. of NeurIPS 2024 Workshop on Tackling Climate Change with Machine Learning*, 2024.

[188] Dong Gao, Yi Xu, Conghui Guo, and Deyi Xiong. Deep hierarchical classification for category prediction in e-commerce systems. In *Proceedings of the 1st Workshop on e-Commerce and NLP (ECNLP 2020)*, pages 79–88, 2020. URL https://aclanthology.org/2020.ecnlp-1.10.

[189] Xinyao Huang, Tao Xu, Xiaomin Zhang, Yihang Zhu, Zheyuan Wu, Xufeng Xu, Yuan Gao, Yafei Wang, and Xiuqin Rao. ALIKE-APPLE: A Lightweight Method for the Detection and Description of Minute and Similar Feature Points in Apples. *Agriculture*, 14:339, 2024. doi: 10.3390/agriculture14030339.

[190] Saleh Albahli. A Robust YOLOv8-Based Framework for Real-Time Melanoma Detection and Segmentation with Multi-Dataset Training. *Diagnostics*, 15(6):691, 2025. doi: 10.3390/diagnostics15060691.

[191] Jacob Murel and Eda Kavlakoglu. ¿qué es el aumento de datos? https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/data-augmentation, 2024. Consultado el 18 de septiembre de 2025.

[192] PyTorch. Resnet (pytorch vision models). https://pytorch.org/hub/pytorch_vision_resnet/, 2025. Consultado el 18 de septiembre de 2025.

[193] Connor Shorten and Taghi M. Khoshgoftaar. A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(60):1–48, 2019. doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.

[194] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. In *Proc. ICLR*, 2015. URL https://arxiv.org/abs/1412.6980.

[195] Ilya Loshchilov and Frank Hutter. Sgdr: Stochastic gradient descent with warm restarts. In *Proc. ICLR*, 2017. URL https://arxiv.org/abs/1608.03983.

[196] Lutz Prechelt. Early stopping—but when? In Genevieve B. Orr and Klaus-Robert Müller, editors, *Neural Networks: Tricks of the Trade*, volume 1524 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 55–69. Springer, 1998. doi: 10.1007/3-540-49430-8_5.

[197] Mateusz Buda, Atsuto Maki, and Maciej A. Mazurowski. A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Neural Networks*, 106:249–259, 2018. doi: 10.1016/j.neunet.2018.07.011.

[198] Yin Cui, Menglin Jia, Tsung-Yi Lin, Yang Song, and Serge Belongie. Class-balanced loss based on effective number of samples. In *Proc. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 9268–9277, 2019. doi: 10.1109/CVPR.2019.00950.

[199] Nitish Shirish Keskar, Jorge Nocedal, Ping Tang, Dheevatsa Mudigere, and Mikhail Smelyanskiy. On large-batch training for deep learning: Generalization gap and sharp minima. *ICLR (Workshop Track)*, 2017. URL https://arxiv.org/abs/1609.04836.

[200] Kay H. Brodersen, Cheng Soon Ong, Klaas E. Stephan, and Joachim M. Buhmann. The balanced accuracy and its posterior distribution. In *Proc. 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 3121–3124. IEEE, 2010. doi: 10.1109/ICPR.2010.764.

[201] Davide Chicco and Giuseppe Jurman. The advantages of the matthews correlation coefficient (mcc) over f1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1):6, 2020. doi: 10.1186/s12864-019-6413-7.

[202] Jesse Davis and Mark Goadrich. The relationship between precision-recall and roc curves. In *Proc. 23rd International Conference on Machine Learning (ICML)*, pages 233–240. ACM, 2006. doi: 10.1145/1143844.1143874.

[203] Marco Seeland, Michael Rzanny, Dominik Boho, Jana Wäldchen, and Patrick Mäder. Image-based classification of plant genus and family for trained and untrained plant species. In *Proc. IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV) Workshops*, pages 60–69, 2019. doi: 10.1109/WACVW.2019.00013.

[204] Hong Song, Syed Raza Mehdi, Yangfan Zhang, Yichun Shentu, Qixin Wan, Wenxin Wang, Kazim Raza, and Hui Huang. Development of coral investigation system based on semantic segmentation of single-channel images. *Sensors*, 21(5):1848, 2021. doi: 10.3390/s21051848.

[205] Ultralytics. Ultralytics YOLO documentation: Predict mode. https://docs.ultralytics.com/modes/predict/, 2023. Consultado: septiembre de 2025.

[206] Surajit Das and Pavel Zun. Introduction to a low-cost ai-powered gui for unstained cell culture analysis. *arXiv preprint arXiv:2509.11354*, 2025.

[207] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015.

[208] Hyun E. Kim and et al. Transfer learning for medical image classification: a literature review. *BMC Medical Imaging*, 22(69), 2022. doi: 10.1186/s12880-022-00791-3.

[209] Zheng Wang and et al. A comprehensive survey on data augmentation. *arXiv preprint*, 2024.

[210] X. Zhao and et al. A review of convolutional neural networks in computer vision. *Artificial Intelligence Review*, 57:99, 2024. doi: 10.1007/s10462-023-10651-5.

[211] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 770–778, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[212] Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick, Kaiming He, and Piotr Doll'ar. Focal loss for dense object detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2):318–327, 2020. doi: 10.1109/TPAMI.2018.2858826.

[213] Laurens van der Maaten and Geoffrey Hinton. Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, 9:2579–2605, 2008.

[214] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 618–626, 2017. doi: 10.1109/ICCV.2017.74.

[215] Smitha Raveendran, Mukesh D. Patil, and Gajanan K. Birajdar. Underwater image enhancement: A comprehensive review. *Artificial Intelligence Review*, 54:5413–5467, 2021. doi: 10.1007/s10462-021-09989-0.

[216] Wikipedia contributors. Scleractinia — wikipedia, la enciclopedia libre. https://es.wikipedia.org/wiki/Scleractinia, 2025. [Online; accedido 22-Sept-2025].

[217] Tsung-Yi Lin, Priya Goyal, Ross Girshick, Kaiming He, and Piotr Dollár. Focal loss for dense object detection. In *ICCV*, pages 2980–2988, 2017.

[218] Hongyi Zhang, Moustapha Cisse, Yann N. Dauphin, and David Lopez-Paz. mixup: Beyond empirical risk minimization. In *ICLR*, 2018.

[219] Sangdoo Yun, Dongyoon Han, Seong Joon Oh, Sanghyuk Chun, Junsuk Choe, and Youngjoon Yoo. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features. In *ICCV*, pages 6023–6032, 2019.

[220] Min Lin, Qiang Chen, and Shuicheng Yan. Network in network. In *ICLR*, 2014.

[221] Carlos N. Silla and Alex A. Freitas. A survey of hierarchical classification across different application domains. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 22(1):31–72, 2011.

[222] Luca Pengo. Biological classification ranks (diagram). https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Biological_classification_L_Pengo_vflip.svg, 2007. Wikimedia Commons. CC BY-SA 3.0.

[223] Marina Sokolova and Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4):427–437, 2009. doi: 10.1016/j.ipm.2009.03.002.