

**SISTEMA PARA CONTEO Y CLASIFICACIÓN DE PECES EN ESTANQUES DE
CULTIVO, BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL**

**EDGAR ANDRES HOYOS GIRALDO
ALEJANDRO MUÑOZ OTERO**

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de
Ingeniero Electrónico**

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGRNIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
SANTIAGO DE CALI
2013**

**SISTEMA PARA CONTEO Y CLASIFICACIÓN DE PECES EN ESTANQUES DE
CULTIVO, BASADO EN VISIÓN ARTIFICIAL**

**ALEJANDRO MUÑOZ OTERO
EDGAR ANDRES HOYOS GIRALDO**

DIRECTOR

HUMBERTO LOAIZA CORREA, Ing. Ph.D.

**Grupo de Investigación
PERCEPCIÓN Y SISTEMAS INTELIGENTES - PSI**

**ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA**

**UNIVERSIDAD DEL VALLE
FACULTAD DE INGRNIERÍA
SANTIAGO DE CALI
2013**

RESUMEN

El presente trabajo se orienta al desarrollo de un prototipo de sistema para conteo y clasificación por tamaño y especie de peces vivos en estanques de cultivos. Este sistema tiene un impacto directo sobre un sector de la industria bastante influyente, en constante desarrollo y crecimiento como es el de la piscicultura.

La construcción del prototipo se realizó en dos etapas. La primera, relacionada con el diseño y elaboración de una plataforma hardware con características adecuadas para realizar un seguimiento controlado del paso de peces entre estanques con la posibilidad de realizar la captura de las mejores imágenes posibles de los peces a través de dos cámaras web estratégicamente localizadas. La segunda etapa comprendió la implementación software de los algoritmos para conteo y clasificación de peces por tamaño y especie, a partir de las imágenes capturadas en la plataforma construida. El diseño software a su vez se estructuró en tres grandes algoritmos: conteo, clasificación por tamaño y clasificación por especie. Se trabajó una etapa inicial de pre-procesamiento sobre los vídeos capturados, cuya salida es utilizada para la ejecución de los tres algoritmos mencionados. En el desarrollo software, domina el uso de técnicas de segmentación por color, mejoramiento morfológico, reconstrucción y extracción de características geométricas y espaciales de las imágenes.

El sistema se sometió a una serie de pruebas con el fin de validar su funcionamiento. Para éstas, se utilizaron peces sintéticos de diversos tamaños con características de color y forma muy aproximadas a las de dos especies de peces muy cultivadas en el Valle del Cauca, como son la tilapia roja y la trucha arco iris. La presentación de resultados se hace teniendo en cuenta la cantidad de verdaderos positivos, falsos positivos y falsos negativos en el conteo y la clasificación, tomando la *precisión*, *sensibilidad* y *f-score* como medidas de fiabilidad. Se obtuvo un *f-score* global promedio para conteo de 95.61% y para clasificación un *f-score* global promedio de 71,93%.

Palabras Claves: Características Geométricas, Clasificación, Conteo, Piscicultura, Procesamiento de Imágenes, Visión Artificial.

AGRADECIMIENTOS

A Dios por darnos la salud para llevar a cabo este proyecto final y concluir una etapa tan fundamental y trabajada de nuestras vidas.

A mis padres y tíos por su constante preocupación, apoyo, motivación y confianza en mis capacidades y objetivos de vida. A mis compañeros y amigos que formaron parte de mi desarrollo como profesional en la Universidad del Valle y conocieron todos los momentos buenos y no tan buenos de este largo camino. (ALEJANDRO MUÑOZ OTERO)

A mis familia, especialmente a mis padres y hermano por su acompañamiento permanente, sus esfuerzos para encaminarme hacia la conclusión de este importante paso en mi vida profesional. (EDGAR ANDRÉS HOYOS GIRALDO)

A nuestro Director de tesis, el Ing. Humberto Loaiza, PhD, por su asesoramiento y acompañamiento durante este proceso.

A todos los profesores que contribuyeron con sus conocimientos y lecciones en nuestra formación como ingenieros.

En general, a todas aquellas personas que colaboraron de alguna forma para la realización de este proyecto.

CONTENIDO

| | Pág. |
|---|-----------|
| 1. INTRODUCCIÓN | 14 |
| 2. MARCO TEÓRICO | 18 |
| 2.1. INTRODUCCIÓN | 18 |
| 2.2. ANTECEDENTES | 18 |
| 2.2.1. Antecedentes Internacionales..... | 18 |
| 2.3. PISCICULTURA | 22 |
| 2.4. CARACTERÍSTICAS MORFOLÓGICAS DE LOS PECES | 23 |
| 2.5. VISIÓN ARTIFICIAL..... | 28 |
| 2.5.1. Adquisición de imágenes | 29 |
| 2.5.2. Procesamiento de imágenes..... | 29 |
| 2.6. COMPARATIVO DE TÉCNICAS..... | 39 |
| 2.7. CONCLUSIONES..... | 42 |
| 3. DESCRIPCIÓN DE LA PLATAFORMA DE EXPERIMENTACIÓN | 43 |
| 3.1. INTRODUCCIÓN | 43 |
| 3.2. BLOQUE 1: SOPORTE – BASE DE LA PLATAFORMA..... | 43 |
| 3.3. BLOQUE 2: ESTRUCTURA DE ENTRADA DE LOS PECES..... | 44 |
| 3.4. BLOQUE 3: SECCIÓN INTERMEDIA: HARDWARE DE CAPTURA DE IMÁGENES..... | 45 |
| 3.5. BLOQUE 4: ESTRUCTURA DE SALIDA DE LOS PECES | 48 |
| 3.6. CONCLUSIONES..... | 49 |
| 4. DESCRIPCIÓN FUNCIONAL DE LA APLICACIÓN | 51 |
| 4.1. INTRODUCCIÓN | 51 |
| 4.2. CAPTURA DE SECUENCIAS DE VIDEO | 51 |
| 4.3. SINCRONIZACIÓN | 52 |

| | | |
|-----------|--|-----------|
| 4.4. | CARGA Y PRE-PROCESAMIENTO | 54 |
| 4.5. | CONTEO | 54 |
| 4.5.1. | Inicialización y captura de variables y parámetros | 56 |
| 4.5.2. | Segmentación | 57 |
| 4.5.3. | Filtro de áreas | 64 |
| 4.5.4. | Conteo Global | 65 |
| 4.5.5. | Guardar | 67 |
| 4.6. | CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO Y ESPECIE | 67 |
| 4.6.1. | Inicialización de variables y parámetros | 68 |
| 4.6.2. | Segmentación | 68 |
| 4.6.3. | Filtrado de regiones por área | 74 |
| 4.6.4. | Extracción de características | 75 |
| 4.6.5. | Determinación de clases | 81 |
| 4.6.6. | Almacenamiento de información | 84 |
| 4.7. | CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO | 84 |
| 5. | PRUEBAS Y RESULTADOS | 86 |
| 5.1. | INTRODUCCIÓN | 86 |
| 5.2. | PRUEBAS PARA CONTEO | 88 |
| 5.2.1. | Prueba 1 | 89 |
| 5.2.2. | Prueba 2 | 91 |
| 5.2.3. | Prueba 3 | 93 |
| 5.2.4. | Prueba 4 | 95 |
| 5.2.5. | Prueba 5 | 96 |
| 5.2.6. | Prueba 6 | 98 |
| 5.3. | PRUEBAS PARA CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO | 99 |
| 5.3.1. | Prueba 1 | 100 |

| | | |
|-----------|--|------------|
| 5.3.2. | Prueba 2 | 110 |
| 5.3.3. | Prueba 3 | 119 |
| 5.3.4. | Prueba 4 | 122 |
| 5.4. | PRUEBAS PARA CLASIFICACIÓN POR ESPECIE | 124 |
| 5.4.1. | Prueba 1 | 125 |
| 5.5. | ANÁLISIS GENERAL DEL SISTEMA | 131 |
| 5.6. | CONCLUSIONES..... | 133 |
| 6. | CONCLUSIONES GENERALES | 135 |
| 7. | PERSPECTIVAS FUTURAS DE TRABAJO | 138 |
| 8. | REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 139 |
| 9. | ANEXOS | 143 |
| | Anexo 1. Contenido de CD | 143 |
| | Anexo 2. Manual de usuario | 143 |
| | A.1. INTRODUCCIÓN | 143 |
| | A.2. INICIO | 143 |
| | A.3. GRABAR SECUENCIA | 144 |
| | A.4. CARGAR SECUENCIA | 147 |
| | A.5 CONTEO..... | 150 |
| | A.6. CLASIFICACIÓN POR ESPECIE | 152 |
| | A.7. CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO..... | 153 |
| | A.8. VER RESUMEN..... | 154 |

LISTA DE TABLAS

| | |
|--|----|
| Tabla 2.1 Diferencias morfológicas entre Trucha Arco Iris y Tilapia Roja I..... | 28 |
| Tabla 2.2 Diferencias morfológicas entre Trucha Arco Iris y Tilapia Roja II..... | 28 |
| Tabla 2.3 Resumen de las técnicas de mejoramiento de imágenes más usadas.. | 31 |
| Tabla 2.4 Resumen comparativo de técnicas usadas - Parte 1 | 40 |
| Tabla 2.5 Resumen comparativo de técnicas usadas - Parte 2..... | 41 |
| Tabla 4.1 Valores de volumen utilizados para la clasificación por tamaño. | 82 |
| Tabla 4.2 Clases definidas para clasificación por especie..... | 84 |
| Tabla 5.1 Distribución de tamaños de los objetos – tilapia roja. | 86 |
| Tabla 5.2 Distribución de tamaños de los objetos – trucha arco iris. | 86 |
| Tabla 5.3 Resultados obtenidos Prueba No. 1 | 89 |
| Tabla 5.4 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 1 | 90 |
| Tabla 5.5 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 1..... | 90 |
| Tabla 5.6 Resultados obtenidos Prueba No. 2 | 92 |
| Tabla 5.7 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 2 | 92 |
| Tabla 5.8 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 2..... | 92 |
| Tabla 5.9 Resultados obtenidos Prueba No. 3 | 93 |
| Tabla 5.10 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 3 | 93 |
| Tabla 5.11 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 3..... | 95 |
| Tabla 5.12 Resultados obtenidos Prueba No. 4 | 95 |
| Tabla 5.13 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 4 | 96 |
| Tabla 5.14 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 4..... | 96 |
| Tabla 5.15 Resultados obtenidos Prueba No. 5 | 97 |
| Tabla 5.16 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 5 | 97 |
| Tabla 5.17 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 5..... | 98 |

| | |
|---|-----|
| Tabla 5.18 Resultados obtenidos Prueba No. 6 | 98 |
| Tabla 5.19 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 6 | 98 |
| Tabla 5.20 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 6..... | 99 |
| Tabla 5.21 Relación de cantidades de peces por especie y tamaño. | 100 |
| Tabla 5.22 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 1 | 101 |
| Tabla 5.23 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 1, 4 y 7..... | 102 |
| Tabla 5.24 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 2, 5 y 8..... | 104 |
| Tabla 5.25 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 3, 6 y 9..... | 107 |
| Tabla 5.26 Métricas f obtenidas para cada grupo de umbrales de la prueba 1. ... | 109 |
| Tabla 5.27 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 2 | 110 |
| Tabla 5.28 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 1, 4 y 7..... | 111 |
| Tabla 5.29 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 2, 5 y 9..... | 113 |
| Tabla 5.30 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 3, 6 y 9..... | 116 |
| Tabla 5.31 Métricas f obtenidas para cada grupo de elementos estructurales de la prueba 2..... | 118 |
| Tabla 5.32 Matriz de confusión prueba 3..... | 119 |
| Tabla 5.33 Métricas f obtenidas para la prueba 3. | 121 |
| Tabla 5.34 Resultados clasificación por rangos de tamaño prueba 4..... | 122 |
| Tabla 5.35 Distribución de objetos usados para la clasificación por especie..... | 124 |
| Tabla 5.36 (a) Objetos utilizados para entrenamiento del sistema. (b) Objetos utilizados para validación del sistema..... | 124 |
| Tabla 5.37 Parámetros configurados para el entrenamiento de las redes LVQ... | 125 |
| Tabla 5.38 Resultados LVQ 1. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 125 |
| Tabla 5.39 Resultados LVQ 2. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 126 |
| Tabla 5.40 Resultados LVQ 3. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 127 |

| | |
|---|-----|
| Tabla 5.41 Resultados LVQ 4. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 127 |
| Tabla 5.42 Resultados LVQ 5. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 128 |
| Tabla 5.43 Resultados LVQ 6. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase. | 128 |
| Tabla 5.44 Métricas F calculadas para cada red LVQ. | 129 |
| Tabla 5.45 Resumen de características de funcionamiento para algoritmo de conteo. | 131 |
| Tabla 5.46 Resumen de características de funcionamiento algoritmo de clasificación por tamaño | 131 |
| Tabla 5.47 Resumen de características de funcionamiento algoritmo de clasificación por especie | 131 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 2.1 Segmentación básica del cuerpo de un pez | 24 |
| Figura 2.2 Características morfológicas de un pez | 25 |
| Figura 2.3 Distintas mediciones de la longitud de un pez | 25 |
| Figura 2.4 Trucha arco iris y sus principales características morfológicas | 27 |
| Figura 2.5 Tilapia roja y sus principales características morfológicas..... | 27 |
| Figura 2.6 Estructura de OCON..... | 39 |
| Figura 3.1 Diagrama de bloques de la plataforma de experimentación | 43 |
| Figura 3.2 Imagen completa de la plataforma de experimentación..... | 44 |
| Figura 3.3 Bloque 1 Soporte base de la plataforma..... | 44 |
| Figura 3.4 Bloque 2 Estructura de entrada de los peces | 45 |
| Figura 3.5 Bloque 3 Sección Intermedia. Hardware de captura de imágenes | 46 |
| Figura 3.6 Sistema de iluminación para la captura de imágenes..... | 47 |
| Figura 3.7 Cámaras web y ventanas | 47 |
| Figura 3.8 Izquierda: Cámara web y ventana superior. Derecha: Cámara web y ventana lateral. | 48 |
| Figura 3.9 Bloque 4 Estructura de salida de los peces | 49 |
| Figura 3.10 Sistema completo con los bloques indicados | 50 |
| Figura 4.1 Diagrama de bloques de la aplicación | 51 |
| Figura 4.2 Diagrama de flujo del proceso de grabación..... | 52 |
| Figura 4.3 Diagrama de flujo del proceso de sincronización de secuencias | 53 |
| Figura 4.4 Diagrama de flujo procesamiento en la carga de secuencias..... | 55 |
| Figura 4.5 Diagrama de flujo general de la etapa de conteo. | 56 |
| Figura 4.6 Diagrama de flujo subrutina de inicialización de variables y parámetros. | 57 |
| Figura 4.7 Diagrama de flujo del proceso de segmentación | 58 |

| | |
|---|----|
| Figura 4.8 Diagrama de flujo del proceso de mejoras de contraste. | 59 |
| Figura 4.9 Imágenes a través del proceso de mejoras de contraste..... | 60 |
| Figura 4.10 Ejemplo de aplicación de la umbralización en planos de color | 61 |
| Figura 4.11 Diagrama de flujo de la etapa de umbralización en planos de color. ... | 62 |
| Figura 4.12 Ejemplo de procesamiento mejoras morfológicas..... | 63 |
| Figura 4.13 Diagrama de flujo proceso de mejoras morfológicas. | 63 |
| Figura 4.14 Ejemplo de aplicación Filtro de Áreas..... | 64 |
| Figura 4.15 Diagrama de flujo Filtro de Áreas | 65 |
| Figura 4.16 Representación de los ejes de dirección de los objetos y zonas límite de entrada de objetos para el frame superior (a) y el frame lateral (b). | 66 |
| Figura 4.17 Diagrama de flujo de la subrutina de Conteo Global..... | 67 |
| Figura 4.18 Diagrama de flujo general de la etapa de clasificación por tamaño. ... | 69 |
| Figura 4.19 Diagrama de flujo general de la etapa de clasificación por especie. .. | 70 |
| Figura 4.20 Diagrama de flujo subrutina de inicialización de variables y parámetros..... | 71 |
| Figura 4.21 Diagrama de flujo del proceso de segmentación. | 72 |
| Figura 4.22 Ejemplo de aplicación de la umbralización en planos de color. | 73 |
| Figura 4.23 Diagrama de flujo de la etapa de umbralización en planos de color. ... | 73 |
| Figura 4.24 Diagrama de flujo Filtro de Áreas | 74 |
| Figura 4.25 Diagrama de flujo de la etapa de extracción de características..... | 75 |
| Figura 4.26 Ejemplo de la detección de grosor..... | 76 |
| Figura 4.27 Diagrama de flujo de la detección de grosor..... | 77 |
| Figura 4.28 Diagrama de flujo de almacenamiento de datos. (a) Clasificación por tamaño. (b) Clasificación por especie. | 79 |
| Figura 4.29 Ejemplo unión de blobs..... | 80 |
| Figura 4.30 Diagrama de flujo de unión de blobs de frames consecutivos. | 81 |
| Figura 4.31 Ejemplo representación de forma | 81 |

| | |
|---|-----|
| Figura 4.32 Diagrama de flujo clasificación final por tamaño | 83 |
| Figura 5.1 Objetos – tilapia roja y pez real para comparación. | 87 |
| Figura 5.2 Objetos – trucha arco iris y pez real para comparación | 87 |
| Figura 5.3 Ejemplo de los efectos generados por el agua en los peces. | 91 |
| Figura 5.4 Ejemplo de detección de peces ante oclusiones – Prueba 3..... | 94 |
| Figura 5.5 Efectos de la velocidad de los alevines en las imágenes segmentadas utilizadas para clasificación | 130 |
| Figura 5.6 Imágenes con fallas en la unión de blobs. | 130 |
| Figura 5.7 Ejemplo de mala selección de ROI. | 132 |
| Figura 9.1 Pantalla de bienvenida de la interfaz | 143 |
| Figura 9.2 Mensaje de error al no cargar secuencias | 144 |
| Figura 9.3 Interfaz para grabación de secuencias | 145 |
| Figura 9.4 Previsualización de vídeo - Interfaz de grabación | 145 |
| Figura 9.5 Confirmación de almacenamiento de secuencias..... | 146 |
| Figura 9.6 Definir nombre del archivo a almacenar | 146 |
| Figura 9.7 Interfaz para carga de secuencias | 147 |
| Figura 9.8 Explorador de archivos para búsqueda de workspace | 148 |
| Figura 9.9 Workspace cargado en la interfaz | 148 |
| Figura 9.10 Selección de regiones de interés en la interfaz de carga..... | 149 |
| Figura 9.11 Interfaz para ejecución de algoritmo de conteo | 150 |
| Figura 9.12 Interfaz de conteo en ejecución | 151 |
| Figura 9.13 Interfaz para clasificación por especie | 152 |
| Figura 9.14 Interfaz para clasificación por tamaño | 153 |
| Figura 9.15 Interfaz para visualización de resumen de resultados | 154 |

1. INTRODUCCIÓN

La piscicultura es posiblemente el sector de producción de alimentos de crecimiento más acelerado, hoy representa casi el 50% de los productos pesqueros mundiales destinados a la alimentación **[FAO_2011]**. En Colombia en la última década se han producido cerca de 60.000 toneladas por año **[FAO_2011]** y para el año 2005 según datos del Ministerio de Agricultura se estimaron 350 productores, entre medianos y grandes, y más de 10.200 pequeños productores. Es una importante pieza del sector productivo en el país pues las condiciones geográficas y climáticas favorecen su desarrollo. El principal objetivo que persiguen quienes se dedican a cultivar peces es la entrega, en el menor tiempo posible, de la mayor cantidad de animales con un peso determinado, generalmente superior a los 250 grs., cumpliendo con unas condiciones de calidad en cuanto al color de la carne, de las escamas y de la forma del espécimen.

En el país se cuentan con algunas granjas bien tecnificadas. Sin embargo en la gran mayoría de granjas rurales, los procedimientos, especialmente los relacionados con el manejo de los peces mientras se encuentran vivos en el agua, son ejecutados de forma artesanal. Esto va en detrimento de la consecución real del objetivo planteado anteriormente ya que demanda mayor tiempo al caracterizar la población de peces en cada fase de la producción de la granja y genera un margen de error considerable en dicha caracterización. Por tal motivo los piscicultores tienen debilidades al comercializar su producto pues no logran garantizar al comprador que los peces cumplan con los estándares ni que se le esté entregando de forma precisa toda la cantidad solicitada. Además, teniendo en cuenta la proyección del negocio, constituye un obstáculo si se plantean como meta a corto y mediano plazo expandir la cobertura y contar con un producto que pueda ser exportado y competir en el mercado internacional.

El conteo y la clasificación de los peces en el cultivo en estanques en la piscicultura es un proceso fundamental en el exitoso desarrollo de los animales. El conteo se debe realizar para conocer la cantidad de animales que se encuentran en los distintos estanques. La clasificación es un aspecto álgido en la crianza de los peces ya que cumple la función de separarlos a medida que van creciendo. Dicha separación es necesaria ya que en un lote de peces se establece un dominio social natural de los peces más grandes sobre los más pequeños, lo cual se evidencia a la hora de la alimentación y de la distribución de espacios creando desigualdad en el crecimiento de los animales. Así, clasificarlos permite obtener cierta uniformidad de tamaños en los estanques facilitando su desarrollo y, entre otras cosas, brindando la posibilidad de utilizar el alimento adecuado para cada tamaño de los especímenes **[AQUINO MARTÍNEZ_2009]**. Además de lo anterior, en los procesos de venta y comercialización de los peces también es muy necesario contar con información precisa sobre la cantidad y los tipos de peces con los que se cuenta en inventario. En este caso, el conteo y clasificación se

hace de los peces ya muertos y listos para ser procesados y puestos en venta al público.

Siendo determinantes los procesos mencionados anteriormente, cualquier tipo de ayuda de la que puedan valerse los piscicultores para mejorarlos merecería la pena ser desarrollada. Automatizar la clasificación y el conteo de los peces en el cultivo en estanques evitaría gran cantidad de problemáticas y contribuiría a mejorar la cosecha y varias etapas inherentes a la venta y comercialización, alcanzando mejores índices tanto en cantidad, como en tiempo y calidad.

La búsqueda y desarrollo de aplicaciones de ingeniería para el mejoramiento de procesos en la industria ha estrechado relaciones entre una gran cantidad y variedad de disciplinas o campos del conocimiento. La optimización de procesos, reducción de tiempos y consecución de los más altos estándares de calidad han motivado a muchos sectores para apoyarse en soluciones más elaboradas donde la investigación y la aplicación de la tecnología juegan un papel protagónico. Una de las áreas que mayor impulso ha recibido en los últimos tiempos ha sido el de la Inteligencia Artificial, incursionando en la emulación de gran cantidad de procesos de los seres vivos aplicados a la solución de problemas en diversos campos. Los sistemas de visión artificial son aquellos encargados del procesamiento digital de imágenes capturadas desde distintos dispositivos, con el fin de analizarlas y ejecutar un procedimiento o tomar alguna decisión.

En este proyecto se hace uso de técnicas de visión artificial y clasificación de patrones para construir un prototipo que realiza el conteo y la clasificación de los peces, permitiendo la posterior extracción de información relevante para las personas a cargo de la granja, una vez pasan a través de una tubería. La obtención de información permitirá mejorar la eficiencia en los procesos, tomar decisiones sobre la alimentación y cuantificar la población a trasladar hacia otros estanques. Además aporta soluciones, desde el punto de vista de la ingeniería y mediante aplicaciones tecnológicas, en una actividad estrechamente relacionada con la economía de la región. Esta iniciativa nace del interés por expandir aún más la aplicación de los conocimientos y habilidades de la Ingeniería Electrónica en diversas áreas, enfocándose especialmente en el desarrollo de un proyecto cuyo resultado final sea aplicable y útil de forma práctica, contribuyendo así al sector industrial y productivo.

Por otra parte, cabe mencionar que la realización de este trabajo de grado se inspira fuertemente en los fundamentos y objetivos del grupo de investigación al cual pertenece: Percepción y Sistemas Inteligentes – P.S.I.

Para el cumplimiento del objetivo propuesto, el proyecto se planteó en varias etapas que constituyen los objetivos específicos. Estos son:

- i. Identificar las características hardware y software de sistemas similares o afines para el conteo y clasificación de peces.
- ii. Especificar las características morfológicas que permitan determinar las diferencias entre dos especies de peces bajo estudio y faciliten su clasificación y conteo.
- iii. Especificar e implementar el sistema de paso, iluminación, captura y procesamiento de imágenes de peces en un estanque de cultivo.
- iv. Seleccionar e implementar el sistema de reconocimiento de patrones para conteo y clasificación de peces.
- v. Determinar los alcances y limitaciones del prototipo implementado.

Al trabajar desde la ingeniería en este campo y desarrollar este proyecto, se abre una puerta hacia futuros trabajos que permitan la construcción de sistemas más precisos y sofisticados adaptados a las necesidades de quienes laboran en esta actividad económica en la región para que se optimice la producción y se logren mayores rendimientos, especialmente a nivel económico.

Con el fin de exponer de forma adecuada todo el proceso a través del cual se elaboró este proyecto, el documento consta de siete (7) capítulos donde se contextualiza al lector en relación con trabajos anteriores que aportan al desarrollo del mismo; se introduce la teoría referente a la piscicultura, la visión artificial y las técnicas implementadas para el procesamiento de las imágenes; y se procede a la descripción del hardware y software construidos acompañado de los resultados obtenidos en las respectivas pruebas. A excepción de este primer capítulo, el de las conclusiones generales y las perspectivas futuras de trabajo, todos cuentan con una introducción, un desarrollo de temas y las conclusiones más relevantes de cada contenido.

Todos los conceptos teóricos necesarios para fundamentar el desarrollo del trabajo son presentados en el segundo capítulo. Inicialmente es importante ubicar al lector en relación con la piscicultura, su descripción general, todos los procesos que involucra y su impacto a nivel económico y productivo. Así mismo, como apoyo para los procesos a ejecutar, se mencionan las principales características de los peces haciendo especial énfasis en las dos especies bajo estudio: tilapia roja y trucha arco iris. Posteriormente, dado que el trabajo se soporta sobre los principios de Visión Artificial, se menciona en qué consiste y las principales técnicas implementadas destacando los principios de procesamiento digital de imágenes como la segmentación, mejoramiento y reconstrucción para análisis. Finalmente se mencionan conceptos básicos aplicados en clasificación de patrones.

El tercer capítulo comprende una completa descripción de la plataforma de experimentación, que constituye parte vital en el desarrollo del proyecto. Se trata

del sistema de paso para que los peces se transporten entre estanques, segmentado en cuatro secciones construidas con tubería sanitaria de PVC de distintos diámetros, una bomba sumergible, un soporte y dos cámaras web. Se presenta la funcionalidad de cada sección, las alternativas consideradas y las conclusiones resultantes.

El software para procesamiento de las imágenes capturadas, y los algoritmos para conteo y clasificación se describen en el cuarto capítulo. Se presentan en detalle los análisis realizados, la justificación de los algoritmos implementados y la construcción en MATLAB de los mismos. Finalmente se mencionan una serie de conclusiones relacionadas con la construcción de la aplicación final.

El capítulo cinco expone todas las pruebas realizadas y los resultados obtenidos en la validación del sistema. Se muestra un protocolo de pruebas diseñado con el objetivo de determinar la efectividad del sistema en distintos ambientes propuestos y realizar un análisis del cumplimiento de los objetivos planteados.

El sexto capítulo entrega las conclusiones del sistema construido, destacando los logros alcanzados, el impacto del resultado en la industria y las oportunidades que tendría en la región.

Finalmente, propuestas de mejoras y perspectivas hacia futuros trabajos son presentadas en el séptimo capítulo.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. INTRODUCCIÓN

La creciente integración y mejoramiento de actividades del sector productivo con soluciones de ingeniería, ha contribuido enormemente a la optimización de procesos, incrementos en la calidad, cantidad y oportunidad de los productos. Aplicar los conocimientos y técnicas existentes en relación con disciplinas como la inteligencia artificial de tal forma que apoyen a industrias de constante actividad y aporte en la región, en este caso la piscícola, representa un interesante desafío e implica dominar ciertos conceptos inherentes a todas las áreas involucradas para diseñar así la mejor solución a un problema determinado.

A continuación el presente capítulo expone todos aquellos trabajos desarrollados a nivel internacional que aportan experiencias importantes a la hora de afrontar este proyecto. Así mismo, con el ánimo de contextualizar y aterrizar los conceptos teóricos empleados a la hora de desarrollar el trabajo propuesto y direccionar al lector hacia los conocimientos relacionados con la Ingeniería Electrónica que se van a aplicar, se amplía la información en relación con la Piscicultura, las características morfológicas de los peces y los conceptos y técnicas de Visión Artificial.

2.2. ANTECEDENTES

Se realizó la lectura de gran cantidad de documentos y publicaciones relacionadas con procesamiento de imágenes y visión artificial identificando aquellos cuyo aporte es más relevante en el desarrollo del actual proyecto. A continuación se citan, se describen sus principales características y al final del capítulo se concluye con un cuadro comparativo entre los diferentes trabajos y las técnicas aplicadas en cada uno de ellos.

2.2.1. Antecedentes Internacionales

“A Unified recognition and stereo vision for fish size assessment”. Naiberg, A., Little, J.J. Buscaba localizar peces y determinar sus distancias y dimensiones dada un entrada de vídeo estéreo. Para el reconocimiento de objetos se aplica un detector de bordes Canny a la imagen y el contorno resultante es segmentado y se calculan aproximaciones poligonales; posteriormente se utiliza el método de Indexado Estructural Bidimensional [STEIN_1992] con el que se forman súper-segmentos que son utilizados para comparar con los modelos multiescala usados para la clasificación y determinar si se trata de un objeto de interés. Con el fin de verificar si dos características pertenecen al mismo pez se realiza una comparación entre la posición relativa de ambos comparando la distancia y el

ángulo entre las dos. Para determinar las dimensiones del pez se utilizó un algoritmo basado en características para encontrar la disparidad entre dos imágenes estereoscópicas y a partir de esta encontrar la distancia al pez y las dimensiones reales del mismo. **[NAIBERG_1994]**

“Intelligent System for Automated Fish Sorting and Counting”. S. Cadieux, F. Lalonde y F. Michaud. Presentaron un sistema que permite clasificar especies de peces a partir de su silueta. Las siluetas eran adquiridas usando un sensor basado en diodos infrarrojos. Para extraer las características de las siluetas se utilizaron los siguientes descriptores: momentos invariantes, descriptores de bordes de Fourier, área, perímetro, longitud, alto, compacidad, área convexa, razón de concavidad, razón entre el área rectangular mínima y la razón entre alto y largo. En el proceso de clasificación se usa un enfoque de clasificador modular múltiple. Los clasificadores utilizados son: máxima verosimilitud con una regla de discriminación cuadrática, LVQ y MLP entrenada con ‘backpropagation’. La decisión final de la clasificación se toma mediante un algoritmo de mayoría de voto. **[CADIEUX_2000]**

“REFLICS: real-time flow imaging and classification system” Iwamoto, S., Trivedi, M.M., Checkley, D.M. Sistema cuya finalidad es la detección y clasificación en tiempo real de huevos de peces pelágicos en agua en movimiento. En la etapa de segmentación realiza sustracción de fondo, umbralización, erosión, codificación GPRL (Geometry preserving run length) y conecta pixeles en etiquetas de blob. Para reconocer y clasificar los huevos filtran objetos de acuerdo con su área, extrae el momento, forma e histograma de los objetos restantes y mediante un clasificador de vecino más cercano para determinar si un objeto es un huevo de pescado, especie y edad. Lograron obtener, en promedio, un 93% de efectividad en la clasificación usando grabaciones de un minuto obteniendo una alta correlación entre las cuentas realizadas por el sistema y las cuentas realizadas por humanos. **[IWAMOTO_2000]**

“An automated fish species classification and migration monitoring system” D. Lee, et al. Se desarrolló e implementó un algoritmo de clasificación por forma que permitiera monitorear el número, tamaño, y especie de peces cruzando por un pasaje, el sistema es capaz de clasificar entre nueve especies. Para extraer el contorno del pez utilizaron sustracción de fondo, el operador morfológico de apertura y un algoritmo de trazado de contorno de vecindad ocho. A partir del contorno y usando puntos de referencia determinan 6 descriptores: aleta adiposa, aleta anal, aleta caudal, forma de la cabeza y del cuerpo, tamaño y razón alto/profundidad, con los cuales se genera un vector de características que permite comparar el contorno de la imagen con los vectores de características de cada especie y realizar la clasificación a partir de la distancia entre los vectores. **[LEE_2003]**

“Particle Filter based Predictive Tracking for Robust Fish Counting” Morais, et al. Permite contar y rastrear peces en vivo mediante imágenes subacuáticas adquiridas en una escalera para peces. La detección de peces se realiza a partir de una función de probabilidad bayesiana de multi-blob [ISARD_2001] que expresa la probabilidad de que un número de peces produzcan la imagen evaluada. Los peces son modelados como una elipse y su estado es descrito por 8 parámetros que son: las coordenadas del centro de la elipse, las longitudes medias de los ejes mayor y menor de la elipse, el ángulo de rotación de la elipse respecto al eje x de la imagen, una etiqueta del pez y los componentes de velocidad del centroide del pez. El rastreo de peces se realiza a partir de un filtro partícula que aproxima una función de la probabilidad *a posteriori* de la configuración de los peces de la imagen, dada una secuencia de imágenes. El conteo se realiza a partir del resultado del rastreo de los peces. [MORAIS_2005]

"Real-time multiple tracking using a combined technique" Hsu, H.H., Shih, T.K., Tang, C.T., Liao, Y.C. Se desarrolla un algoritmo para rastrear múltiples objetos en tiempo real para objetos rígidos y no rígidos. Para estimar el fondo de la escena se usó el método ‘inpainting’ además de realizar un promedio entre dos imágenes consecutivas del fondo. Para extraer el contorno de los objetos se usó el método de substracción de fondo junto con un filtro mediana y los operadores morfológicos: apertura, dilatación y erosión. También se usó un mecanismo de actualización dinámico del fondo. La información de movimiento y el perfil de cada objeto son obtenidos mediante un método recursivo y el perfil del objeto es almacenado en una tabla de objetos. Para el rastreo se usó un algoritmo para la detección del vector de referencia de movimiento y el color de referencia del objeto, de tal forma que se pudiera predecir el movimiento y verificar si se trata del mismo objeto mediante la información de color. [HSU_2005]

“Real-time underwater sorting of edible fish species” B. Zion, et al. Se describe un sistema computarizado de visión artificial el cual es capaz de clasificar 3 especies de peces pasando por un canal unidireccional y nadando a través de agua de estanque conteniendo algas y sedimentos. Para la segmentación se corrige la imagen adquirida usando la imagen de fondo y calcula un nivel de umbral para cada banda RGB a partir de sus histogramas de la imagen corregida. El contorno del pez fue descrito en coordenadas polares cuyo origen es la punta de la cabeza del pez para hacer el contorno invariante a la orientación del pez. El contorno es normalizado a un número de puntos de referencia utilizados para generar un vector de características. Se utilizó un clasificador Mahalanobis de mínima distancia para clasificar las imágenes a partir de su vector de características. [ZION_2007]

“One Fish, Two Fish, Butterfish, Trumpeter: Recognizing Fish in Underwater Video” Rova, Mori y Dill. Presentaron un clasificador de peces de dos especies a partir de un vídeo subacuático. La clasificación fue realizada en base a la textura de las imágenes y se usan plantillas deformables para alinear las imágenes de

plantilla con las imágenes a evaluar. Los modelos, de ambas especies, fueron creados usando un detector de bordes Canny y conectando los bordes en un árbol de expansión mínima (MST) mediante el algoritmo de Prim. Para ubicar la plantilla deformable sobre la imagen a evaluar se usaron descriptores de contexto de forma y métodos de transformación de distancia. Para la clasificación se aplica una máscara diferencial vertical y la respuesta a este filtro es concatenada en un vector de características. Se utilizan dos SVMs, una para cada plantilla, cuya salida es combinada para tomar la decisión final de clasificación. [ROVA_2007]

“Detecting, tracking and counting fish in low quality unconstrained underwater videos” Spampinato, C., Chen-Burger, J., Nadarajan, G., Fisher, R. Se presenta un sistema de visión artificial para detectar, rastrear y contar peces. La detección de peces se realiza con dos algoritmos computados individualmente, medias móviles y el modelo mixto adaptativo gaussiano [ZIVKOVIC_2004] y cuyas salidas fueron combinadas mediante una “operación and”. El rastreo de los peces se realizó mediante dos algoritmos, uno basado en las coincidencias de las características de la forma de los blobs y otro basado en las coincidencias del histograma conocido como CamShift (Continuously Adaptive Mean Shift Algorithm) [INTEL_2001]. La función de densidad de probabilidad (PDF) utilizada para el algoritmo CamShift es el histograma “*Back-Projection*”. [SPAMPINATO_2008]

“Automated three-dimensional measurement method of in situ fish with a stereo camera” J. Han, et al. Haciendo uso del J-QUEST (the Japanese quantitative echo sounder and stereo-vídeo camera system), un sistema óptico-acústico sumergible de medición desarrollado por la Agencia de Investigación de las Pesqueras del Japón, presentaron un método tridimensional totalmente automatizado para la medición de peces in situ a partir de pares de imágenes obtenidas con las dos cámaras y estimar la abundancia de peces mediante la ecosonda cuantitativa. Las cámaras fueron calibradas mediante el método de transformación lineal directa (DLT). Se usó el método de substracción del fondo y el fondo fue modelado con una ecuación que tiene en cuenta la oscilación de la iluminación y el ruido producido por la ganancia de la cámara. Se eliminaron los píxeles aislados mediante filtrado morfológico (dilatación y erosión) y el trazado de bordes se realizó mediante un método de límite interior. El centroide de un objeto fue calculado usando momentos. La predicción y filtrado de las dinámicas de movimiento del pez son llevadas a cabo usando un filtro Kalman. El conteo se realiza de acuerdo con el historial de los seguimientos contando los peces que desaparecen. [HAN_2010]

“Stochastic multiple fish tracking using motion and shape consistency” Jing Tian y How-Lung Eng. Se incorpora la consistencia de movimiento y de forma en un marco de inferencia Bayesiano para encontrar las estimaciones *máximas a posterior* (MAP) de los contornos de los peces y las etiquetas. Para la detección de los peces se usó la técnica de sustracción de fondo y segmentación a nivel de

conjunto. Para reducir la complejidad computacional de la estimación MAP directa se utilizó la técnica estocástica [ROBERT_1999]. [TIAN_2011]

“Combined shape and feature-based video analysis and its application to non-rigid object tracking”. Los autores presentan un algoritmo que combina la forma y características de objetos no rígidos para su seguimiento, acompañado de una generación de fondo adaptativa. Para la generación del fondo se utiliza el algoritmo W^4 [HARITAOGLU_2000]. En este trabajo se utilizan únicamente puntos de control de forma (SCP) como información de los bordes del objeto los cuales son usados para rastrear la forma del objeto mediante un algoritmo basado en correspondencia de bloques (BMA) y en los casos en que se presenta deformación u oclusión se utilizan SCP candidatos (CSCP) y el algoritmo CBMA. [KIM_2011]

2.3. PISCICULTURA

La piscicultura se refiere a la actividad dedicada al cultivo de peces bajo manejo e implementación de buenas prácticas (desarrollo genético, incubación, alimentación, reproducción y sanidad de las especies).

Como consecuencia de la disminución de la pesca de captura en el mundo, la piscicultura ha emergido como una de las fuentes principales de producción de alimento rico en proteína contribuyendo fuertemente a la seguridad alimentaria mundial y constituyéndose como una actividad estimulante de la economía que brinda posibilidades de empleo y de ingresos monetarios considerables [CCI_2009].

En esta actividad económica y productiva, se destacan cuatro aspectos básicos: la producción de alevinos, las actividades de levante y engorde, el procesamiento o transformación de los peces y los canales de distribución. Los dos primeros son los más importantes dentro de la piscicultura y consisten en llevar a los peces a un peso final aproximado superior a los 300 grs., objetivo que se alcanza después de un tiempo cercano a los 8 meses. Estas son llevadas a cabo de manera secuencial por los piscicultores empleando diversos sistemas entre los que se destacan las jaulas flotantes, los lagos y los estanques. El objetivo principal es conseguir la producción de la mayor cantidad de peces, en el menor tiempo posible y con el mayor peso y calidad para su comercialización tanto en el mercado nacional como internacional.

El éxito en el cultivo de peces depende principalmente de los siguientes factores: buena calidad de agua, buena calidad de semilla, buena calidad de alimento, buenas prácticas de manejo. En general [FAO_2011], la mayoría de los criadores no guardan registros para controlar los factores mencionados y llevan a cabo el proceso de manera experimental, basados en sus apreciaciones particulares. Por

tal motivo, el ingreso de otras áreas del conocimiento como la Ingeniería Electrónica puede ser de gran ayuda para regular las distintas etapas del cultivo contribuyendo al logro del objetivo principal planteado anteriormente.

El cultivo en estanques es una forma de piscicultura intensiva en la cual los peces se encuentran en varios estanques que se comunican entre sí de alguna manera y que contienen los distintos tamaños de los animales durante el proceso. El agua debe circular constantemente y los especímenes contados y clasificados periódicamente para conocer el estado de la producción, estimar tiempos, pesos y costos. **[ANACAFE_2004]**

Es importante mencionar que los peces poseen diversas características morfológicas de mucha utilidad para desarrollar aplicaciones de ingeniería que hagan más eficiente la labor de la piscicultura. En las especies más comunes de cultivo es posible realizar mediciones del tamaño total de cada pez; del área que ocupan las distintas secciones de su cuerpo (cabeza, tronco y cola); determinar la distribución, ubicación y cantidad de sus distintos miembros (ojos, aletas, branquias, escamas); medir algunos parámetros más específicos que permiten distinguir una especie de otra como es la longitud, el trazado y la forma de lo que se denomina *Línea Lateral* (órgano sensorial que va desde la cabeza hasta la cola); y caracterizar según los colores, tonalidades y pintas particulares de cada uno. Es necesario tener en cuenta que en los cultivos de peces en estanques el agua está en constante circulación, a temperaturas preferiblemente bajas y con una iluminación natural (luz del sol), lo cual condiciona de cierta forma las mediciones que se pueden realizar.

En Colombia se direcciona la producción en el mismo sentido que la producción mundial empleándose en el cultivo de cachama, tilapia, camarón y trucha. El organismo regulador de la actividad piscícola en el país es el INVIMA, el cual ha certificado solo a cinco plantas localizadas en Huila, Tolima, Cauca y en el Valle del Cauca. Entre las plantas certificadas y no certificadas se cuentan aproximadamente 88, las cuales representan ingresos económicos bastante considerables y contribuyen a la generación de empleo a nivel rural, lo que permite concluir que la piscicultura forma parte activa e influyente de la economía y la productividad nacional. **[MINISTERIO DE AGRICULTURA_2005]**

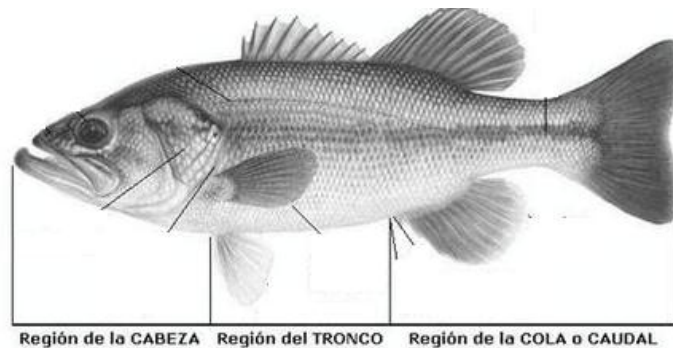
2.4. CARACTERÍSTICAS MORFOLÓGICAS DE LOS PECES

Con el fin de conocer de manera más precisa uno de los principales elementos a considerar en el sistema a implementar, se mencionan las principales características morfológicas de los peces en general, describiendo sus atributos más relevantes.

Los peces son animales que presentan cuerpo *fusiforme*, en forma de huso, alargados que le brindan una gran capacidad aerodinámica. Algunos son comprimidos lateralmente y otros deprimidos dorso-ventriclamente, siendo constante el hecho de poseer un cuerpo más alto que ancho [MUÑOZ MORA_2001]. La Figura 2.1 permite distinguir tres partes principales en el cuerpo de un pez, las cuales a su vez contienen sus propios componentes:

- *Cefálica*: Comprende desde la cabeza hasta el borde del opérculo (branquias). La cabeza contiene a su vez los ojos, la boca y los opérculos branquiales. La forma y posición de la boca es variable según los hábitos alimenticios del pez.
- *Tronco*: Va desde el opérculo hasta la abertura anal. En esta zona se ubican todas las aletas, a excepción de la caudal. Las aletas pueden clasificarse en dos grupos: Las pares, que incluyen las pectorales y las pélvicas (análogas a las extremidades del cuerpo humano) y las impares, correspondientes a la dorsal, la anal y la caudal.
- *Caudal*: Se le llama así a una fuerte aleta conformada por un pedúnculo, la aleta anal y la aleta caudal.

Figura 2.1 Segmentación básica del cuerpo de un pez

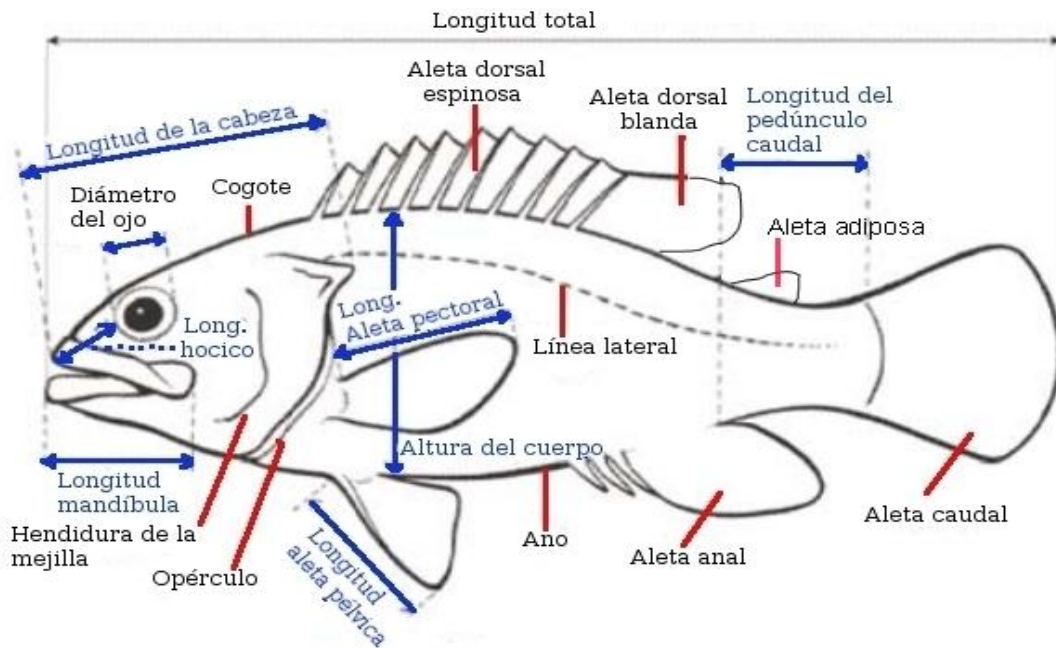


Es importante mencionar que las aletas que se insertan en las dos últimas partes están sujetadas por distinta cantidad de radios, varían en su composición (espinosa, blanda, dura o adiposa) y tienen diferentes longitudes. Estos parámetros, además del punto de inserción y la cantidad de aletas presentes, son factores fundamentales a la hora de distinguir entre géneros y especies.

Otra característica importante es la llamada *línea lateral*. Esta es una fila de escamas dotadas de funciones sensoriales potentes localizadas aproximadamente en la zona media de ambos costados del pez.

En la Figura 2.2 a continuación se aprecian, además de las ya mencionadas, otras medidas que pueden determinarse en cuanto a la morfología de un pez [LOS ENREDA].

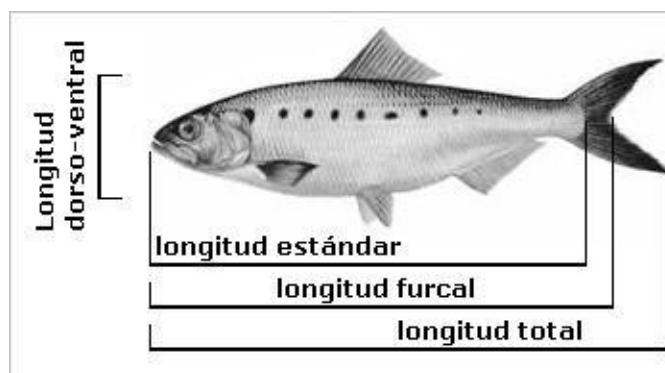
Figura 2.2 Características morfológicas de un pez



Finalmente, en relación con las características morfológicas de los peces que podrían ser utilizadas en un sistema como el implementado, se encuentra la medida de la longitud o la talla del pez [DURÁN CLAROS_2009]. Esta puede determinarse de tres formas, apreciables en la Figura 2.3:

- Longitud Total: Se mide hasta el punto más alejado de la boca.
- Longitud Furcal: Se toma hasta el punto medio de la cola, la furca.
- Longitud Estándar: La medición se realiza hasta el final de las escamas o del pedúnculo caudal.

Figura 2.3 Distintas mediciones de la longitud de un pez



Una vez se conocen las características genéricas, manejamos las características particulares de las especies bajo estudio en el proyecto.

Se determinaron las especies de peces que se cultivan de manera más común en la región del Valle del Cauca. Las más destacadas gracias a las condiciones climáticas del sector y el interés de los productores por su importante rendimiento económico son: Trucha Arco Iris, Cachama, Bocachico, Yamú, Tilapia Roja y Carpa, entre otras [CCI_2009]. De las anteriores se seleccionan las dos más comunes: Trucha Arco Iris y Tilapia Roja. Estas dos especies se seleccionan ya que, además de ser muy populares y de gran interés económico en la región, cuentan con unas importantes diferencias en cuanto a su morfología lo que beneficia en gran medida el comportamiento del sistema a implementar.

La *Trucha Arco Iris* pertenece a la familia de los *salmónidos*. No sobrepasa los 60 cm de longitud en su máximo crecimiento. Presenta manchas negras en las aletas adiposa y caudal. Cuenta además con una banda “*irisada*” que le recorre todo el cuerpo (ver Figura 2.4). Su cuerpo se destaca por su forma aerodinámica, como puede observarse en su silueta que se asemeja a la forma de un torpedo [MITJANA NERIN_2002]. Entre otras, cabe mencionar las siguientes particularidades:

- No presenta protuberancias.
- Sus ojos se encuentran bien contenidos dentro de la cuenca.
- El opérculo está pegado al cuerpo.
- Las aletas se localizan en las depresiones del cuerpo.
- Tiene un total de siete aletas, además de la cola. Estas actúan como estabilizadores, timones y frenos.
- Sus escamas son de forma redondeada y de superficie lisa.
- Tiene dos aletas dorsales. Su aleta caudal (cola) es de borde recto o casi recto.
- Su boca es grande, el maxilar sobrepasa el borde posterior del ojo.
- En cuanto a su coloración, posee un dorso oscuro, verdoso o castaño moteado de negro, mientras que la franja longitudinal es rosada o roja en cada flanco desde el ojo hasta la cola.

Figura 2.4 Trucha arco iris y sus principales características morfológicas



Por su parte, la *Tilapia Roja*, pertenece a la familia *Cichlidae*. Se distingue por una línea lateral interrumpida, seccionada en dos partes. Su cuerpo es comprimido y discoidal. La boca es protráctil, ancha, con labios gruesos. La parte anterior de las aletas dorsal y anal siempre es corta y consta de varias espinas. La aleta caudal es redondeada, y su color es gris plata y rosa [NFFTC]. La Figura 2.5 enseña las características mencionadas de la Tilapia Roja.

Figura 2.5 Tilapia roja y sus principales características morfológicas



A continuación se relacionan las principales características morfológicas que presentan diferencias entre las especies escogidas.

Tabla 2.1 Diferencias morfológicas entre Trucha Arco Iris y Tilapia Roja I

| | Forma del Cuerpo | Boca | Aleta Dorsal | Aleta Adiposa |
|----------------|-------------------------|--------------------------------------|----------------------|-------------------------------|
| TRUCHA | Alargada tipo torpedo | Grande. Maxilar hasta atrás del ojo. | Corta, sin espinas. | Pequeña, detrás de la dorsal. |
| TILAPIA | Comprimida, discoidal | Ancha, corta, labios gruesos. | Alargada y espinosa. | No tiene. |

Tabla 2.2 Diferencias morfológicas entre Trucha Arco Iris y Tilapia Roja II

| | Aleta Caudal | Escamas | Número de Aletas | Color |
|----------------|---------------------------------------|----------------------|-------------------------|----------------------------|
| TRUCHA | Con horquilla. Apéndices redondeados. | Redondeadas y lisas. | Siete más la caudal. | Banda irisada en el medio. |
| TILAPIA | Redondeada, sin horquilla. | Cicloideas. | Seis más la caudal. | Gris plata y rosa. |

2.5. VISIÓN ARTIFICIAL

Un sistema de visión artificial es una máquina que tiene como función emular el sistema visual humano en una aplicación real. Incluye todas las etapas desde la selección de los sensores de visión, pasando por el procesamiento y análisis de las imágenes, hasta la asignación de representaciones y/o significados a los objetos de las escenas, dentro del contexto de la aplicación [LOAIZA CORREA_2011].

Involucra gran variedad de tecnologías y conocimientos de la Ingeniería Electrónica y otras áreas del conocimiento, tales como: Diseño y manejo mecánico, iluminación, óptica, sensores, sistemas digitales, software, interfaces y sistemas de control.

Los sistemas de visión artificial analizan imágenes y producen descripciones de éstas según las necesidades de una tarea o aplicación específica, entregando dicha descripción y análisis a otros sistemas que procesen tal información para ejecutar un procedimiento o tomar decisiones. Concibe el análisis de una escena

cuya información es capturada por un sensor (cámara) y trabajada mediante métodos como procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones, análisis de escenas y reconstrucción 3D para que finalmente el resultado de dicho trabajo sea empleado en una aplicación particular.

2.5.1. Adquisición de imágenes

Las imágenes son el resultado de la medición de ondas electromagnéticas y en el caso más específico de las imágenes capturadas por sensores CCD es el resultado de la medición de la intensidad de la luz (espectro visible) reflejada por los objetos de una escena. Debido a esto es muy importante considerar la fuente de iluminación de los objetos a capturar ya que el ángulo de iluminación y la intensidad de la fuente afectan considerablemente el resultado final de la imagen. En la práctica es común usar tres tipos de iluminación: *backlighting*, en la cual se apunta la iluminación directamente a la cámara y es usada en aplicaciones en las que la silueta del objeto es el único elemento de interés; otra opción es iluminar el objeto desde un ángulo en el que la cámara no reciba directamente la luz, sin embargo si el objeto posee una superficie resplandeciente es posible que se perciban puntos muy brillantes en la imagen debido a que toda la luz es reflejada por el objeto; la otra opción es usar un tipo de iluminación difusa en forma de múltiples fuentes de luz de baja potencia o iluminar una superficie áspera y usar el reflejo de la luz de dicha superficie para iluminar la escena [MOESLUND_2012].

Otro aspecto importante que se debe definir en gran número de aplicaciones para la etapa de adquisición de imágenes en un sistema de visión artificial es la región de interés (ROI por sus siglas en inglés) ya que reduce el número de cálculos a realizar en las etapas de procesamiento.

2.5.2. Procesamiento de imágenes

Es un área caracterizada por la necesidad de encontrar soluciones a problemas desde otra perspectiva, empleando imágenes tal y como lo hace el ser humano mediante su sentido de la visión. De esta forma, el procesamiento de imágenes digitales trata de los procedimientos u operaciones matemáticas y algorítmicas aplicadas sobre imágenes capturadas por un sensor para su mejoramiento o adecuación según las necesidades de una aplicación particular. Se manejan básicamente tres niveles de procesamiento: Bajo, Medio y Alto. En el primero, se ejecutan tareas que permiten la eliminación de ruido y enriquecimiento de contraste. La segmentación, descripción de objetos, clasificación y reconocimiento de patrones son procedimientos propios del nivel medio. Por su parte, en el procesamiento de nivel alto se le da sentido a los objetos extraídos de las imágenes llevando a cabo la función cognitiva propia de la visión.

Todo lo anterior se fundamenta en la interpretación de una imagen como una función matemática de dos variables (x, y) cuyo valor en el espacio equivale a un

nivel de intensidad. El conjunto de intensidades representan los colores o los niveles de gris de la imagen en el mundo real. Así, teniendo presente que una imagen es una señal en dos dimensiones, todos los procedimientos propios del procesamiento digital de señales son aplicables haciendo posible el empleo de operaciones, transformaciones y demás conceptos en función de obtener un resultado deseado. Filtros espaciales, en frecuencia, manejo de imágenes binarias, umbralización entre otros, son las principales herramientas con las que se cuenta en el procesamiento digital de imágenes.

2.5.2.1. Mejoramiento de imágenes

En esta esta etapa de un sistema de visión artificial se busca obtener una imagen resultante más adecuada que la imagen original para el algoritmo de reconocimiento usado en una aplicación específica [GONZÁLEZ_1996]. Las técnicas de mejoramiento se pueden clasificar de acuerdo con el dominio en el que se manipulan los datos y si operan un píxel o una vecindad en el dominio espacial.

En el dominio espacial las técnicas usadas manipulan directamente los píxeles de la imagen. En este dominio se cuenta con técnicas que procesan pixel a pixel, conocidas como transformaciones de intensidad y otras que procesan la vecindad de un pixel para obtener el valor de salida. Estas técnicas pueden denotarse con las siguientes expresiones respectivamente:

$$s = T(r)$$
$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

donde s es un píxel de salida y r un pixel de entrada, $f(x,y)$ es la imagen de entrada, $g(x,y)$ es la imagen de salida y T es un operador sobre f definido sobre una vecindad del punto (x,y) .

Las técnicas en el dominio de la frecuencia se basan en realizar operaciones de filtrado sobre la transformada discreta de Fourier en dos dimensiones de la imagen y realizar la transformada inversa del espectro de Fourier después del filtrado para obtener nuevamente la imagen en el dominio espacial. En general las técnicas en este dominio son computacionalmente más complejas.

En la Tabla 2.3 se presenta un resumen de los métodos más comunes con los que se cuenta para realizar el mejoramiento de imágenes.

Tabla 2.3 Resumen de las técnicas de mejoramiento de imágenes más usadas

| Técnica | Dominio | Tipo | Mejora | Aplicación |
|------------------------------------|----------------|-------------|--|---|
| Negativo | Espacial | Punto | Invierte el orden de negro a blanco de la imagen | Resaltar detalles blancos o grises embebidos en regiones oscuras de gran tamaño |
| Logarítmica | Espacial | Punto | Expande los niveles de gris oscuros mientras comprime los niveles de mayor valor o viceversa | Incrementar visibilidad de detalles y comprimir rango dinámico de imágenes |
| Potencia | Espacial | Punto | Expande los niveles de gris oscuros mientras comprime los niveles de mayor valor o viceversa | Corregir la característica de respuesta de dispositivos de captura, visualización e impresión |
| Ampliación de contraste | Espacial | Punto | Incrementa el rango dinámico de los niveles de gris | Mejorar contraste |
| Fraccionamiento de niveles de gris | Espacial | Punto | Resalta rangos de niveles de gris | Resaltar detalles |
| Ecuación del histograma | Espacial | Punto | Obtiene un histograma uniforme | Mejorar contraste |
| Especificación del histograma | Espacial | Punto | Asigna una forma de histograma a una imagen | Resaltar detalles |
| Ecuación local del histograma | Espacial | Punto | Obtiene un histograma uniforme por regiones | Mejorar detalles en regiones de la imagen |
| Estadísticas del histograma | Espacial | Punto | Aplica mejoras definidas de acuerdo con las características de cada región | Mejorar zonas con determinadas características |

| | | | | |
|------------------------|------------------------|---------|--|---|
| Filtros de alisamiento | Espacial y Frecuencial | Máscara | Elimina componentes de alta frecuencia, hace borrosa la imagen | Mejorar imágenes con ruido, completar líneas faltantes |
| Filtros de acentuación | Espacial y Frecuencial | Máscara | Elimina componentes de baja frecuencia, incrementa el ruido | Resaltar las transiciones entre regiones bien contrastadas (resalta bordes) |
| Conjuntos difusos | - | - | Mejora el rendimiento de las técnicas en el dominio espacial | - |

2.5.2.2. Segmentación de imágenes

Partiendo de los conceptos descritos en cuanto a Procesamiento de Imágenes, cabe destacar que la *Segmentación* es quizás la etapa más importante en el desarrollo de un sistema de Visión Artificial. Una vez una imagen ha pasado por un proceso de mejoramiento (contraste, ruido, entre otros), se hace necesario extraer de ella la información útil para la aplicación en cuestión. Es aquí cuando las técnicas de segmentación permiten dividir la imagen en todas las partes u objetos que la constituyen para que posteriormente se representen, describan e interpreten. Si no se hace una buena segmentación y, por consiguiente, la información extraída es errada, incompleta o inexistente, la eficacia del sistema se ve comprometida.

Las técnicas de segmentación se fundamentan en la caracterización de una imagen como el resultado de dos componentes: *Fronteras* y *Regiones*. Las fronteras son interpretadas como discontinuidades en la imagen (cambios abruptos en los niveles de gris) que conllevan a la detección de puntos, líneas y bordes. Por su parte, las regiones se entienden como similitudes en la imagen (niveles de gris o de intensidad continuos) las cuales conforman áreas y zonas que contienen una característica común. La utilización de técnicas que permitan obtener fronteras y regiones, conducen a la localización correcta de los elementos que componen una imagen bajo estudio. En la literatura consultada se encontraron tres enfoques para realizar el proceso de segmentación, uno basado en realizar la diferencia entre la imagen y una imagen del fondo estimado y realizar un procesamiento a la imagen resultante para eliminar objetos que no sean de interés o píxeles aislados, otro en el que se entrenan clasificadores para determinar si un pixel corresponde al fondo o a un objeto de interés [MORAIS_2005] y un tercero en el que se realiza una corrección de la imagen de

acuerdo con la intensidad del pixel respecto a la intensidad promedio de la imagen de fondo [ZION_2007].

Otra de las técnicas usadas comúnmente es la umbralización con la cual se obtiene una imagen binaria a partir de la selección de un rango de intensidades que permiten separar los objetos del frente del fondo de la imagen. Los métodos de umbralización pueden separarse como plantea [MACEDO CRUZ_2012] entre umbralización global y local, a la vez que pueden ser supervisados o no. La umbralización global establece un único umbral para segmentar la imagen y resulta útil cuando solamente existen dos regiones de píxeles, como en el caso en el que se desea separar un objeto del fondo de la imagen. En la umbralización local se determinan diferentes umbrales cada uno de los cuales separa las regiones que identifican los diferentes objetos. Como una variación de la umbralización local se encuentran los umbrales dinámicos o adaptativos como el que se presenta en [CATTANEO_2010] en el cual el umbral depende no solo de la región en la que se encuentra sino de su posición dentro de dicha región, siendo útil en imágenes con una iluminación no homogénea. La umbralización puede ser utilizada en imágenes RGB aplicándola a cada canal de color y posteriormente combinando las tres imágenes resultantes mediante una operación lógica o aplicando métodos estadísticos.

2.5.2.3. Representación y descripción de objetos

En esta etapa del procesamiento de una imagen se busca definir el objeto segmentado mediante rasgos característicos para realizar un reconocimiento de patrones o en códigos cuantitativos. Hay básicamente dos tipos de características: externas e internas. Una representación externa se centra en características de la forma del objeto, como el contorno, mientras una representación interna se enfoca las características de la región comprendida por el objeto, tales como la textura, topología y esqueleto [SHIH_2010].

- **Descriptores de forma**

Medidas de forma

Estas medidas son consideradas las más simples a realizar y permiten reducir la estructura del objeto a valores escalares, que dependiendo de la aplicación a desarrollar podrían ser suficientes para definir el objeto a clasificar. Algunas medidas conocidas como “verdaderas” medidas de forma, como la elongación y la excentricidad y rectangularidad tienen la propiedad de ser invariantes ante transformaciones rígidas y de escala [PRONOST_2013].

Teniendo en cuenta los objetivos del presente trabajo, cabe mencionar que en [LEE_2003] se utiliza la longitud total y la razón largo/profundidad del cuerpo de los peces junto con la forma de las aletas para describir los objetos. En

[CADIEUX_2000], se describen los peces de acuerdo con el área, perímetro, longitud, altura, compacidad, área convexa, rata de concavidad, rectangularidad y elongación.

Medidas basadas en momentos

A partir de los momentos de una imagen se pueden obtener parámetros del objeto tales como su centroide, longitud máxima y orientación, además de permitir ajustar el objeto a una elipse o a un cuadro delimitador mínimo.

El momento de orden $(p+q)$ para una imagen digital es definido como:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y)$$

donde las sumatorias son evaluadas sobre toda la imagen.

En el caso de imágenes binarias, el área y el centroide (coordenadas promedio x e y) pueden ser calculados mediante:

$$A = \sum_x \sum_y f(x, y),$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{x} = \frac{\sum_x \sum_y x f(x, y)}{\sum_x \sum_y f(x, y)} = \frac{1}{A} \sum_x \sum_y x f(x, y) \\ \bar{y} = \frac{\sum_x \sum_y y f(x, y)}{\sum_x \sum_y f(x, y)} = \frac{1}{A} \sum_x \sum_y y f(x, y) \end{array} \right.$$

Expresando las ecuaciones en términos de los momentos se obtiene:

$$A = m_{00}, \quad \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}.$$

Los momentos centrales μ_{pq} están definidos por:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

A partir de los momentos centrales de segundo orden es posible encontrar el eje de menor momento de inercia de un objeto; un eje que para la mayoría de objetos corresponde al eje intuitivo de longitud a través de (\bar{x}, \bar{y}) [PRONOST_2013]. El ángulo θ , que indica la orientación del objeto, con el eje x positivo es igual a:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right)$$

La ecuación para los momentos centrales normalizados es derivada a partir de los momentos centrales como se muestra en [CADIEUX_2000] obteniendo la siguiente:

$$N_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\frac{p+q}{2}+1}}$$

En el sistema planteado en dicho trabajo se utilizan las relaciones no-lineales de los momentos centrales normalizados de segundo y tercer orden propuestas en [HU_1962].

Es posible ajustar una elipse al objeto, ubicando el centro de la elipse en el centro de masa (\bar{x}, \bar{y}) y alineando la diagonal mayor con el ángulo θ . Las longitudes de las diagonales pueden ser determinadas mediante las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned} I_1 &= \sum \sum (a \cos \theta + b \sin \theta)^2 \\ I_2 &= \sum \sum (a \sin \theta - b \cos \theta)^2 \\ l_1 &= \left(\frac{4}{\pi}\right)^{1/4} \left(\frac{I_1^3}{I_2}\right)^{1/8} \\ l_2 &= \left(\frac{4}{\pi}\right)^{1/4} \left(\frac{I_2^3}{I_1}\right)^{1/8} \end{aligned}$$

donde las sumatorias son evaluadas sobre todas las coordenadas (a,b) en el objeto relativas al centroide. La elipse tendrá la misma inercia rotacional del objeto y la fracción l_1/l_2 es una medida de la excentricidad del objeto. Retomando el objetivo de este proyecto, en [MORAIS_2005] cada pez es modelado como una elipse describiendo su estado de acuerdo con 8 parámetros: el centroide, las longitudes medias de las diagonales mayor y menor, el ángulo θ que mide la

rotación de la elipse con respecto al eje x , una etiqueta del pez r y los componentes de velocidad (v_x, v_y) del centroide del pez.

- **Representaciones de forma**

Representación de bordes: distancia al centro de masa

Un objeto puede ser representado por una función que muestre la distancia de cada píxel del contorno al centroide del objeto. La variable de tal función es usualmente un ángulo. La función resultante es característica de la forma del objeto. Esta representación no es muy útil para la mayor parte de medidas, pero es adecuada para la comparación de formas incluso ante variaciones en la orientación y escala. Una variación en la orientación produce un desplazamiento de la función a lo largo del eje θ y una variación de escala se ve también reflejada como un factor de escala en la función de distancia resultante. Estos efectos pueden ser sobrepuestos mediante una normalización del gráfico de distancia y trasladando el gráfico de distancia de tal forma que un mínimo global se presente en $\theta = 0$ [PRONOST_2013].

Una variación de este método se plantea en [ZION_2007] en el cual los límites del pez son representados en un sistema de coordenadas polares cuyo origen es establecido en la boca del pez y es utilizado para localizar puntos de interés que permitan la generación de una firma característica de cada especie de peces.

2.5.2.4. Clasificación

Esta es la etapa de toma de decisiones en un sistema de visión artificial. Como resultado se obtiene la asignación del objeto a una de las clases predefinidas para el sistema. En la bibliografía consultada se encontraron diferentes metodologías de clasificación como clasificador bayesiano de máxima verosimilitud, clasificador Mahalanobis de mínima distancia, vecino más cercano, redes neuronales artificiales tipo LVQ y MLP, y máquinas de soporte vectorial. En algunos casos se utilizó una aproximación de múltiples clasificadores como en el caso de [CADIEUX_2000].

- **Clasificador bayesiano de máxima verosimilitud**

El clasificador de máxima verosimilitud es un clasificador paramétrico clásico que se basa en estadísticas de segundo orden de los modelos de densidad de probabilidad Gaussiana para cada clase [DUDA_1973]. La probabilidad de la clase es asumida como Gaussiana. La función discriminante se presenta a continuación:

$$p(x|w_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi^d |\Sigma_i|}} e^{\left[-\frac{1}{2}(x-m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x-m_i) \right]}$$

donde d es el número de clases, m_i es el vector medio para la clase i y Σ_i es la matriz de covarianza de la clase i .

Cada imagen es clasificada a su clase de mayor correspondencia. Esto puede ser obtenido asignando cada objeto a la clase con la mayor función de densidad de probabilidad o a la más alta *a posteriori* probabilidad de pertenencia [CADIEUX_2000].

- **Clasificador de distancia mínima**

Este clasificador es usado para clasificar información desconocida en imágenes en clases que minimiza la distancia entre la información de la imagen y la clase en un espacio multidimensional. La distancia es definida como un índice de similitud de tal forma que la mínima distancia es idéntica a la máxima similitud [WATARU_1996]. Usualmente se utilizan tres tipos de distancias:

Distancia euclidiana

Es usada en casos donde las varianzas de las clases son diferentes unas a otras. La distancia euclidiana es teóricamente idéntica al índice de similitud y se define como:

$$d_k^2 = (X - \mu_k)^t (X - \mu_k)$$

Distancia euclidiana normalizada

Esta distancia es proporcional al índice de similitud en el caso de la diferencia de varianzas y está definida como:

$$d_k^2 = (X - \mu_k)^t \sigma_k^{-1} (X - \mu_k)$$

Distancia Mahalanobis

En casos donde hay correlación entre los ejes en el espacio de características, la distancia Mahalanobis con matriz de varianza-covarianza debe ser usada y se establece como:

$$d_k^2 = (X - \mu_k)^t \Sigma_k^{-1} (X - \mu_k)$$

donde X es el vector de la información de la imagen (n bandas), μ_k es la media de la k -ésima clase, σ_k es la matriz de varianza y Σ_k es la matriz de varianza-covarianza. Esta métrica de distancia es usada en [ZION_2007].

- **Redes neuronales artificiales**

Learning Quantification Vector (LVQ)

Esta red neuronal combina el aprendizaje competitivo con la supervisión. Presenta la ventaja frente a los clasificadores estadísticos de hacer suposiciones más débiles acerca de la forma de la distribución de vectores de características subyacente [CADIEUX_2000].

La LVQ está formada por una capa competitiva, que incluye una subred competitiva, y una capa lineal. En la primera capa, cada neurona es asignada a una clase. En la capa competitiva, las neuronas de la primera capa aprenden un vector prototipo que permite clasificar una región del espacio de entrada. La cercanía entre el vector de entrada y cualquiera de los vectores de peso es medido por la distancia euclidiana más pequeña entre ellos. Una subred es usada para encontrar el elemento más pequeño de la entrada de la red y establecer el elemento de salida correspondiente en 1, indicando que el vector de entrada pertenece a la clase correspondiente. Dado que algunas de estas clases pueden ser idénticas, son en realidad subclases. La segunda capa (la capa lineal) de la red LVQ es usada para combinar subclases en una sola clase. Una vez ajustados los pesos de esta capa no son alterados. Por otra parte los pesos de la capa competitiva deben ser entrenados usando la regla de Kohonen para LVQ [MING_2009] presentada a continuación:

$$\begin{aligned} \Delta v_i &= \alpha(x - v_i) && \text{if } C_i = C_t \\ \Delta v_i &= -\alpha(x - v_i) && \text{if } C_i \neq C_t \\ \Delta v_k &= 0 && \text{for } k \neq i \end{aligned}$$

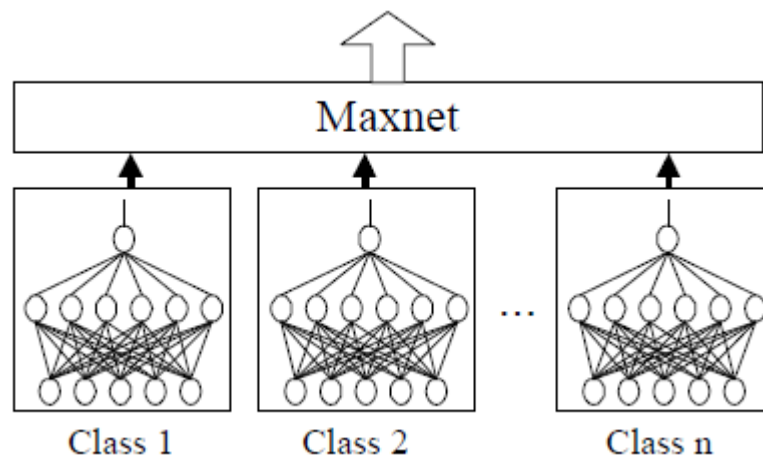
donde α es la tasa de aprendizaje y v_i es el i -ésimo vector de referencia y C_i y C_t son las clases referencia y objetivo respectivamente.

Perceptrón Multicapa (MLP)

Es una red neuronal artificial supervisada, no lineal y no paramétrica, formada por múltiples capas, lo que le permite resolver problemas que no son linealmente separables y presenta una buena capacidad de generalización. En **[CAICEDO BRAVO_2011]** se recomienda el uso de una sola capa oculta, debido a la carga computacional generada al adicionar más de una capa oculta. En general recomiendan variar el tamaño de la capa oculta en busca de la configuración que permita una mejor solución.

En **[CADIEUX_2000]** utilizan una red entrenada mediante backpropagation con una arquitectura One-Class-One-Network (OCON) que consiste en el modelado de cada clase mediante una red MLP de un tamaño moderado, haciendo modular la red, permitiendo añadir nuevas clases sin necesidad de reentrenar la totalidad de la red y haciendo el proceso de entrenamiento menos intensivo computacionalmente comparado con el uso de una red más grande para todas las clases. En la figura 2.6 se muestra la estructura de la OCON.

Figura 2.6 Estructura de OCON



2.6. COMPARATIVO DE TÉCNICAS

Las tabla 2.4 y 2.5 a continuación muestra un resumen de las técnicas utilizadas en los distintos trabajos expuestos en los antecedentes y las técnicas propuestas para el desarrollo del presente proyecto.

Tabla 2.4 Resumen comparativo de técnicas usadas - Parte 1

| Referencia | Tipo de Sensor | Tipo de imágenes | Detección de objetos |
|-----------------|----------------|------------------|--|
| [NAIBERG 94] | CCD | Estéreo | S.F. (Sustracción de Fondo), Detector Canny. |
| [CADIEUX 00] | Infrarrojo | Mono | N.D. |
| [IWAMOTO 00] | CCD | Mono | S.F., umbralización, erosión. |
| [LEE 04] | CCD | Mono | S.F., apertura, trazado de contorno de vecindad-8 |
| [MORAIS 2005] | CCD | Mono | Función de probabilidad Bayesiana multi-blob |
| [HSU 05] | CCD | Mono | Inpainting, S.F., filtro mediana, operadores morfológicos |
| [ZION 07] | CCD | Mono | Corrección de imagen, umbralización por bandas RGB |
| [ROVA 07] | CCD | Mono | Canny, MST |
| [SPAMPINATO 08] | CCD | Mono | Medias móviles, modelo mixto adaptativo Gaussiano |
| [HAN 10] | Ecosonda, CCD | Estéreo | S.F., erosión, dilatación, detección de bordes por límite interior |
| [ZHENG 10] | CCD | Mono | N.E. |
| [TIAN 11] | CCD | Mono | S.F., segmentación a nivel de conjunto |
| [KIM 11] | CCD | Mono | Generación de fondo W^4 , S.F. |
| Nuestro Trabajo | CCD | Estéreo | Umbralización, Operaciones morfológicas |

Tabla 2.5 Resumen comparativo de técnicas usadas - Parte 2

| Referencia | Representación de objetos | Clasificación | Tracking |
|-------------------|--|--|---|
| [NAIBERG 94] | Indexado Estructural 2D | N.D. | N.D. |
| [CADIEUX 00] | Momentos Invariantes, Descriptores de bordes de Fourier, características de las imágenes | Clasificador múltiple: Máxima verosimilitud, LVQ, MLP. | N.D. |
| [IWAMOTO 00] | Codificación GPRL, Histograma | Vecino más cercano | N.D. |
| [LEE 04] | Puntos de referencia, vector de descriptores de forma | Distancia mínima vectores de descriptores | N.D. |
| [MORAIS 2005] | Modelado como elipse, estado descrito por 8 parámetros | N.D. | Filtro Partícula |
| [HSU 05] | N.E. | N.D. | Vector de referencia de movimiento, color de referencia |
| [ZION 07] | Puntos de referencia en coordenadas polares | Mahalanobis de mínima distancia | N.D. |
| [ROVA 07] | Descriptores de contexto de forma, plantilla deformable | SVM | N.D. |
| [SPAMPINATO 08] | N.D. | N.D. | Coincidencias forma de blob, CamShift |
| [HAN 10] | N.D. | N.D. | Filtro Kalman |
| [ZHENG 10] | Patrones difusos, rejilla datos binarios | RNA Difusa | N.D. |
| [TIAN 11] | Movimiento y Forma | N.D. | Estimación MAP |
| [KIM 11] | Puntos de control de forma | N.D. | Correspondencia de bloques. |
| Nuestro Trabajo | Puntos de control de forma, características de las imágenes | LVQ, Comparación en tablas | Análisis de centroides |

2.7. CONCLUSIONES

De los documentos consultados como antecedentes se identificaron las técnicas más utilizadas y que podrían aplicarse al presente trabajo. Fundamentalmente para la clasificación se utilizaron ideas propuestas en **[CADIEUX_2000]** dado el empleo que hacen de la silueta de los peces. Así mismo, se implementó una metodología similar a los descriptores usados en **[LEE_2003]** usando ciertas características extraídas de la morfología del pez detectado. El trabajo de **[MORAIS_2005]** inspira el uso del tracking como método para el conteo. La utilización de umbrales en cada banda RGB es una idea que se tomó del trabajo desarrollado en **[ZION_2007]**.

Conocer la utilidad de la piscicultura es importante para tener en mente nuevas propuestas de soluciones de ingeniería para esta área que, en nuestro país, no está tan tecnificada como podría estarlo.

Las características de forma encontradas en las dos especies elegidas para el estudio, permiten determinar que las diferencias entre ellas son discriminantes y es posible establecer un conjunto de parámetros para llevar a cabo la clasificación. Principalmente se utilizan las características de color de las dos especies y las diferentes relaciones entre sus longitudes dado el aspecto de cada especie.

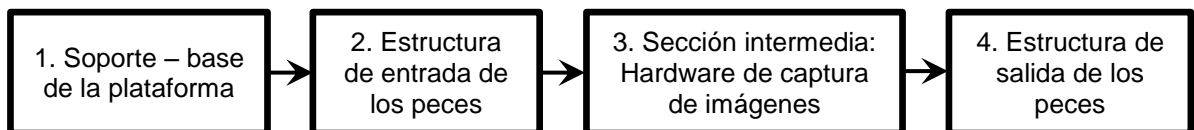
El uso de umbrales, filtros, mejoras morfológicas y características de los objetos una vez representados (descriptores), son las principales herramientas tomadas del procesamiento de imágenes para la construcción del presente proyecto. Por su parte, para la clasificación en distintas etapas del procesamiento se hace uso principalmente de los clasificadores por distancia mínima.

3. DESCRIPCIÓN DE LA PLATAFORMA DE EXPERIMENTACIÓN

3.1. INTRODUCCIÓN

El cultivo de peces en las granjas piscícolas puede realizarse mediante diversos métodos como se ha mencionado. Cuando se utilizan estanques, el proceso implica una serie de consideraciones adicionales entre las que se encuentra el desplazamiento de los peces cuando deben migrarse de un estanque a otro. Una de las formas más comunes para realizar este traslado es emplear tuberías de PVC, a través de las cuales los peces se pasan de forma manual, generalmente uno a uno o en pequeñas cantidades. Para el desarrollo de un sistema que permita realizar de forma automática el conteo y la clasificación de los peces, se tuvo en cuenta este método de transporte. Además de la tubería, es necesaria la adecuación de los dispositivos de captura de imágenes, en este caso, dos cámaras web estándar. De igual forma, para la realización de las pruebas, se busca contar con un ambiente lo más controlado posible en cuestiones de iluminación, tamaño, posición de las cámaras e inclinación para manipular la velocidad a la cual los peces se desplazan por el tubo. Teniendo en cuenta lo anterior, se construyó un sistema de paso basado en tubería sanitaria de PVC de 4" y 6", el cual permite la entrada de los peces por un extremo, el paso controlado a través de una sección intermedia donde se localiza el hardware de captura de imágenes, y finalmente la salida de los animales por el extremo opuesto. La figura 3.1 expone el diagrama de bloques de la estructura construida y posteriormente se describen uno por uno los bloques mencionados. Por su parte, en la Figura 3.2 se visualiza una imagen completa de la estructura terminada.

Figura 3.1 Diagrama de bloques de la plataforma de experimentación



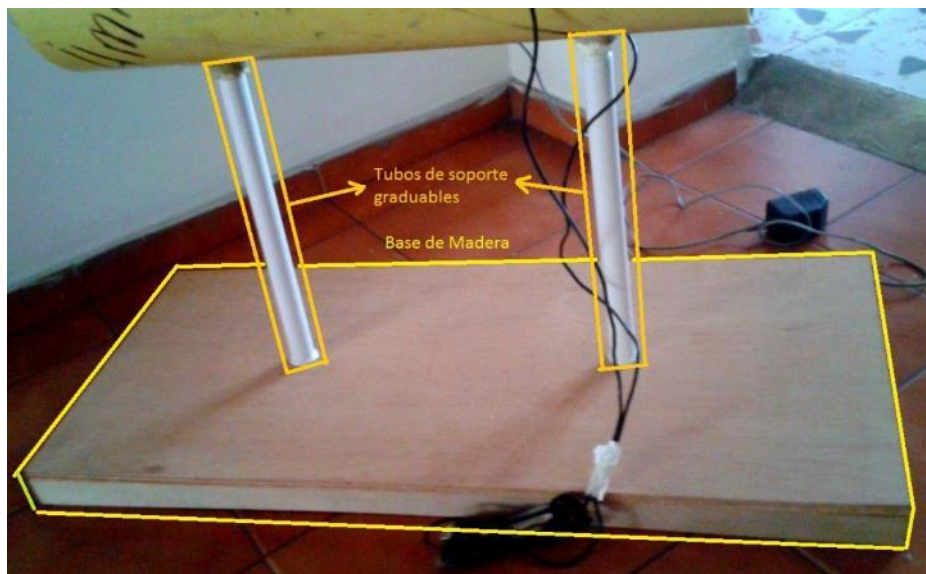
3.2. BLOQUE 1: SOPORTE – BASE DE LA PLATAFORMA

Este bloque es el soporte de toda la plataforma. Consta de una base de madera de 70 cm x 30 cm x 4 cm y dos tubos plásticos de 2 cm de diámetro cuya altura puede ajustarse de forma independiente para controlar la inclinación de toda la plataforma. La base de madera le brinda estabilidad a la plataforma, permitiendo su desplazamiento y ajuste de inclinación independiente del terreno en el que se ubique. La Figura 3.3 muestra de forma específica esta sección de la estructura.

Figura 3.2 Imagen completa de la plataforma de experimentación



Figura 3.3 Bloque 1 Soporte base de la plataforma



3.3. BLOQUE 2: ESTRUCTURA DE ENTRADA DE LOS PECES

Este segundo bloque es el que permite la entrada de los peces al sistema. Los peces deben venir desde un estanque a través de un tubo de PVC de 4", el cual se conecta a esta estructura de entrada mediante un codo de 4" a 45°. El codo está a su vez adaptado a un elemento de paso que permite conectar una tubería de un diámetro menor a una de diámetro mayor. En este caso se emplea un *buje* que enlaza el codo de 4" con un tubo de 6" perteneciente al siguiente bloque de la plataforma. Pueden observarse dos vistas de este bloque en la Figura 3.4. En esta estructura de entrada es posible adicionar elementos como codos o tubos que

regulen la velocidad de entrada de los peces, controlando de esta forma una de las variables que podría afectar el comportamiento final del sistema.

Figura 3.4 Bloque 2 Estructura de entrada de los peces



3.4. BLOQUE 3: SECCIÓN INTERMEDIA: HARDWARE DE CAPTURA DE IMÁGENES

En este bloque se localiza el corazón del sistema, pues es donde se realiza la captura de las imágenes mediante las cámaras instaladas. La Figura 3.5 muestra el conjunto de este bloque. Cuenta con tres características fundamentales:

1. El sistema de iluminación interna de la tubería: Este consiste de dos líneas de cintilla led blanca adheridas a las paredes internas del tubo en la parte superior. La cintilla led requiere un voltaje de alimentación de 12V el cual es proporcionado mediante un adaptador. La ubicación del sistema de luces en el interior del tubo se aprecia en la Figura 3.6. Además de las luces, para asegurar un mayor impacto, todo el interior del tubo está pintado de color negro para disminuir el riesgo de presentar brillo o reflejos en la captura.
2. Las ventanas ubicadas en la parte superior y en uno de los laterales del tubo para la visibilidad. Estas ventanas tienen un tamaño de 6 cm x 7 cm, y para

evitar el paso del agua están selladas con un material plástico que refleja poca luz.

3. Las dos cámaras web localizadas en la parte superior y lateral del tubo, cuyo rango de visión está ajustado a las ventanas mencionadas anteriormente.

Figura 3.5 Bloque 3 Sección Intermedia. Hardware de captura de imágenes

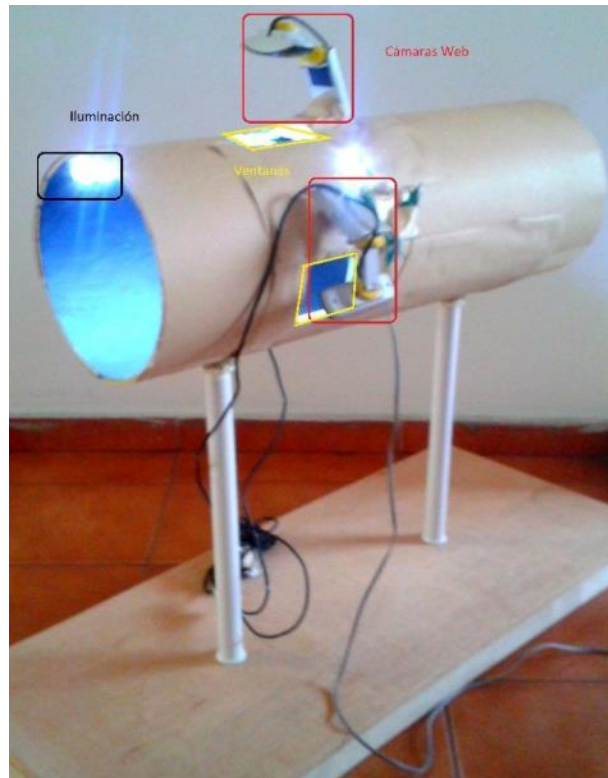


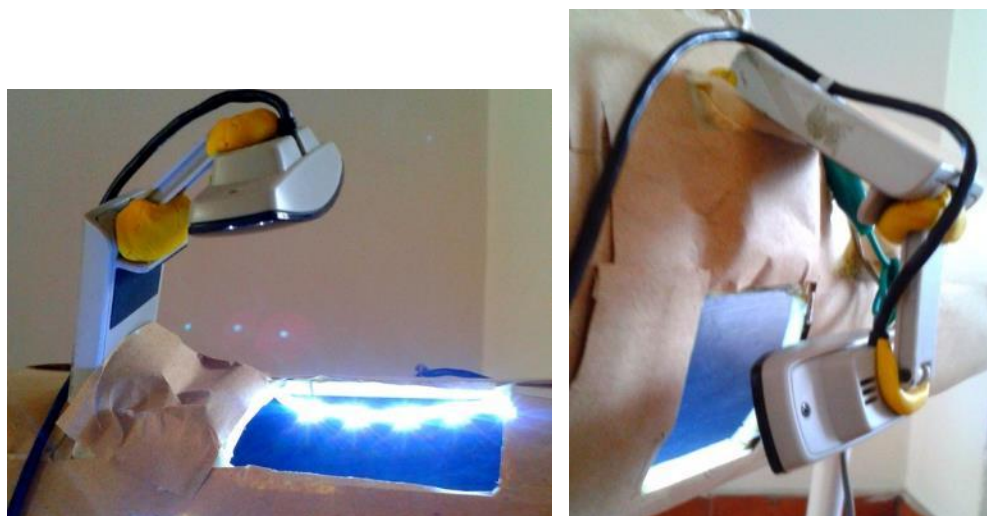
Figura 3.6 Sistema de iluminación para la captura de imágenes



Figura 3.7 Cámaras web y ventanas



Figura 3.8 Izquierda: Cámara web y ventana superior. Derecha: Cámara web y ventana lateral.



Es importante mencionar que la ubicación de las cámaras y las ventanas forma entre sí un ángulo de aproximadamente 90° , lo que permite tener vista superior y lateral de todo lo que sucede dentro de la tubería. Las Figuras 3.7 y 3.8 muestran en detalle el conjunto cámaras web y ventanas. Para todo el procesamiento posterior, en especial la clasificación por especie y tamaño, es importante tener en cuenta que hay una equivalencia de 0.56 cm^2 por pixel para la imagen superior y 0.36 cm^2 para la imagen lateral. Estas mediciones se hicieron mediante calibración de las cámaras de acuerdo con las imágenes capturadas.}

3.5. BLOQUE 4: ESTRUCTURA DE SALIDA DE LOS PECES

Similar al bloque 2, el bloque de salida está compuesto por un buje de 6" a 4", un codo de 4" a 45° y un tubo de PVC de 4" por el cual salen los peces. Cabe mencionar que este tubo de salida debe ir conectado a un mecanismo de separación de peces que forma parte de las propuestas futuras en el presente proyecto. La Figura 3.9 presenta esta estructura de salida de los peces.

Finalmente, en la Figura 3.10 puede observarse de nuevo la estructura hardware completa, destacando la conformación de cada uno de los bloques descritos anteriormente.

Figura 3.9 Bloque 4 Estructura de salida de los peces



3.6. CONCLUSIONES

La selección de los distintos componentes de cada bloque se hizo partiendo de los materiales y elementos utilizados en el cultivo real en estanques. Las tuberías sanitarias de PVC son usadas para transportar los peces gracias a su fácil manipulación y diversidad de tamaños, formas y usos. En la conexión de tuberías entre ingreso, paso y salida de los peces se emplearon dos diámetros distintos con el fin de capturar en la entrada una cantidad menor de peces y que al pasar a un tubo de mayor diámetro fueran captados más fácilmente por las dos cámaras web.

El ingreso de los peces es complementado con la bomba de agua para controlar la circulación del líquido durante las pruebas. Es una variable más que afecta el proceso y es controlada gracias a este elemento hardware. Se utilizó una bomba de agua sumergible con capacidad de 550 ltrs/h modelo SP-980 marca RESUN.

El segmento de tubo de mayor diámetro se eligió por los motivos mencionados anteriormente, además de dar mucho más espacio para ubicación de las cámaras, su soporte, la apertura de las dos ventanas y el desplazamiento de los peces. Los tamaños escogidos fueron de 4" y 6" por la cercanía entre dichos diámetros y la facilidad de contar con el buje que adapta la conexión entre ambos.

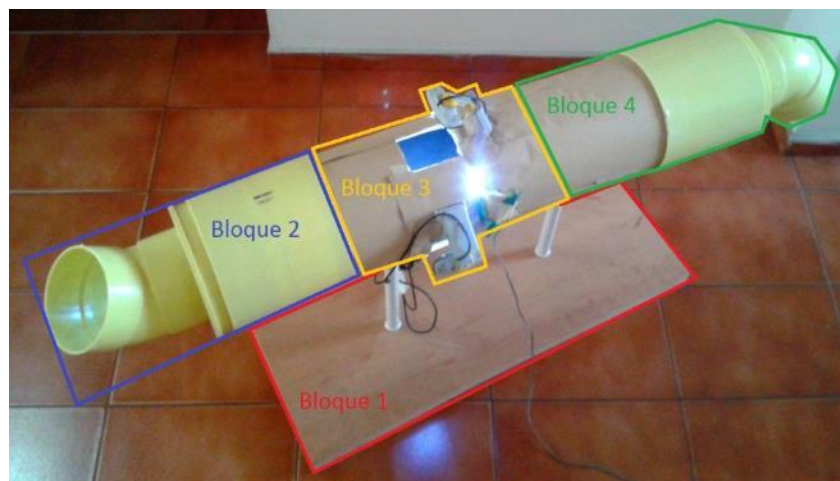
Dentro del inventario de cámaras web estándar de fácil consecución en el mercado, se escogió la Genius FaceCam 1020. Esta cámara web entrega un amplio rango de resoluciones, tienen velocidades de captura de hasta 30 fotogramas por segundo y tiene una velocidad de transferencia de imágenes vía

USB bastante aceptable. Además de las características básicas mencionadas con las que cuenta un dispositivo de captura de imágenes, la Genuis FaceCam 1020 brinda una ventaja importante a la plataforma hardware de este proyecto pues su soporte es articulado con hasta cuatro puntos móviles aportando gran libertad al momento de elegir la ubicación de la cámara y la elección del plano visual más adecuado dentro de la tubería.

Finalmente la libertad que se tiene en el momento de inclinar toda la estructura desde la base, se consigue gracias al uso de una plataforma de madera que puede levantarse desde uno de sus extremos insertando cuñas de distintas alturas.

Cada bloque contribuye a la consecución del objetivo de contar con un sistema de paso de peces controlado, soportando diversas condiciones de iluminación, circulación de agua, y tamaños de peces. Lo anterior facilita las consideraciones a tener en cuenta en el desarrollo del software.

Figura 3.10 Sistema completo con los bloques indicados

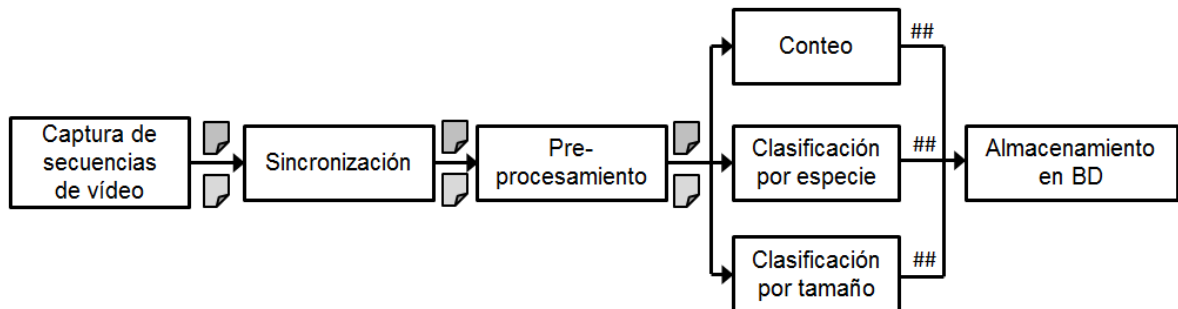


4. DESCRIPCIÓN FUNCIONAL DE LA APLICACIÓN

4.1. INTRODUCCIÓN

Este capítulo describe el funcionamiento de la aplicación software desarrollada, especialmente los algoritmos implementados en cada una de las etapas para alcanzar los objetivos propuestos. Se exponen las técnicas de captura, manipulación y procesamiento de imágenes desarrolladas. El sistema planteado para conteo y clasificación de peces en estanques, inicia con la captura de las secuencias de vídeo hasta que se obtiene el resultado final, representado en la cantidad total de peces y las respectivas cantidades por especie y por tamaño. La aplicación consta de las siguientes etapas: captura de secuencias de vídeo, sincronización de las secuencias, pre-procesamiento, conteo, clasificación por especie, clasificación por tamaño y almacenamiento en base de datos. El flujo de dichas etapas puede visualizarse en la Figura 4.1.

Figura 4.1 Diagrama de bloques de la aplicación



La aplicación incluye una interfaz desarrollada en MATLAB desde donde se pueden ejecutar los algoritmos propios de cada una de las etapas del sistema. En el Anexo 2 de este documento se encuentra el manual de usuario de la interfaz para su consulta.

A continuación se describe las etapas de procesamiento de la Figura 4.1.

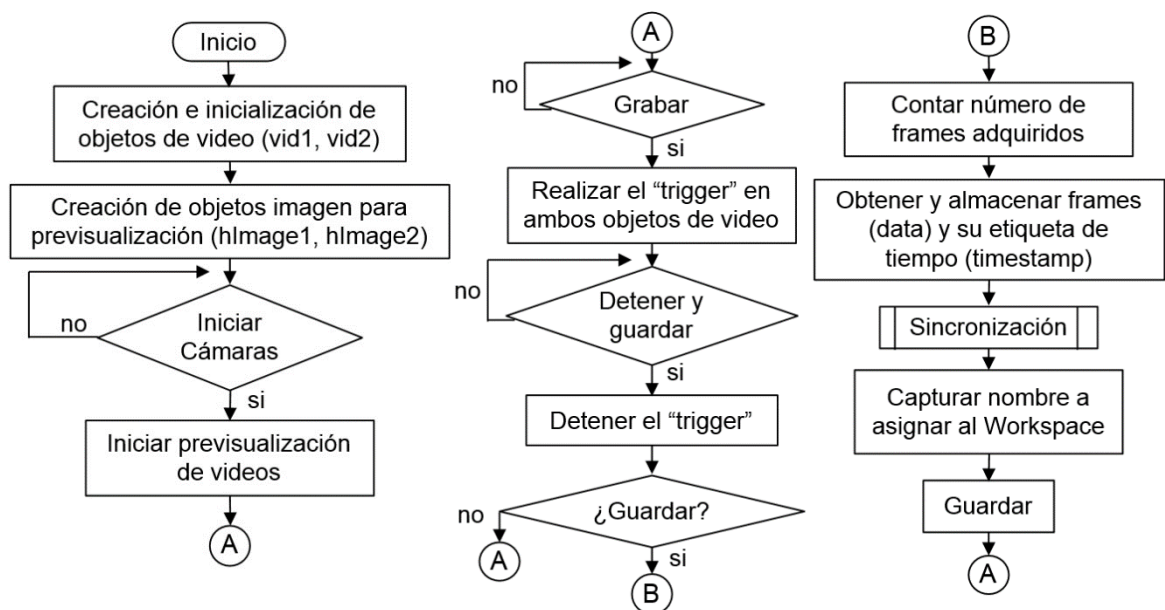
4.2. CAPTURA DE SECUENCIAS DE VIDEO

Como su nombre lo indica, esta etapa de procesamiento consiste en la grabación una secuencia de vídeo, capturando el paso de peces a través de la tubería. Se reciben como entradas las imágenes registradas por las dos cámaras web ubicadas en la parte SUPERIOR y LATERAL del tubo y se entregan como salidas de la función DOS secuencias de vídeo.

Apoyándose en el *ToolBox* de adquisición de imágenes de MATLAB, se trabaja la grabación de las secuencias alrededor de dos objetos de vídeo que se configuran y manipulan para obtener el resultado deseado. En primer lugar se crean los objetos de vídeo seleccionando la fuente de los mismos (en este caso, las dos cámaras web conectadas al computador) y definiendo una serie de parámetros de exposición, brillo, contraste y foco que permiten obtener la mejor calidad de imagen del hardware que se utiliza, además de la resolución en la que se desea grabar. En este caso se graban imágenes de 320 píxeles de ancho por 240 píxeles de alto.

Utilizando las propiedades de *trigger*, pre visualización y almacenamiento de las imágenes capturadas facilitadas por el *ToolBox* de MATLAB, se graban las secuencias de vídeo. La Figura 4.2 muestra en detalle el diagrama de flujo de esta etapa del proceso.

Figura 4.2 Diagrama de flujo del proceso de grabación

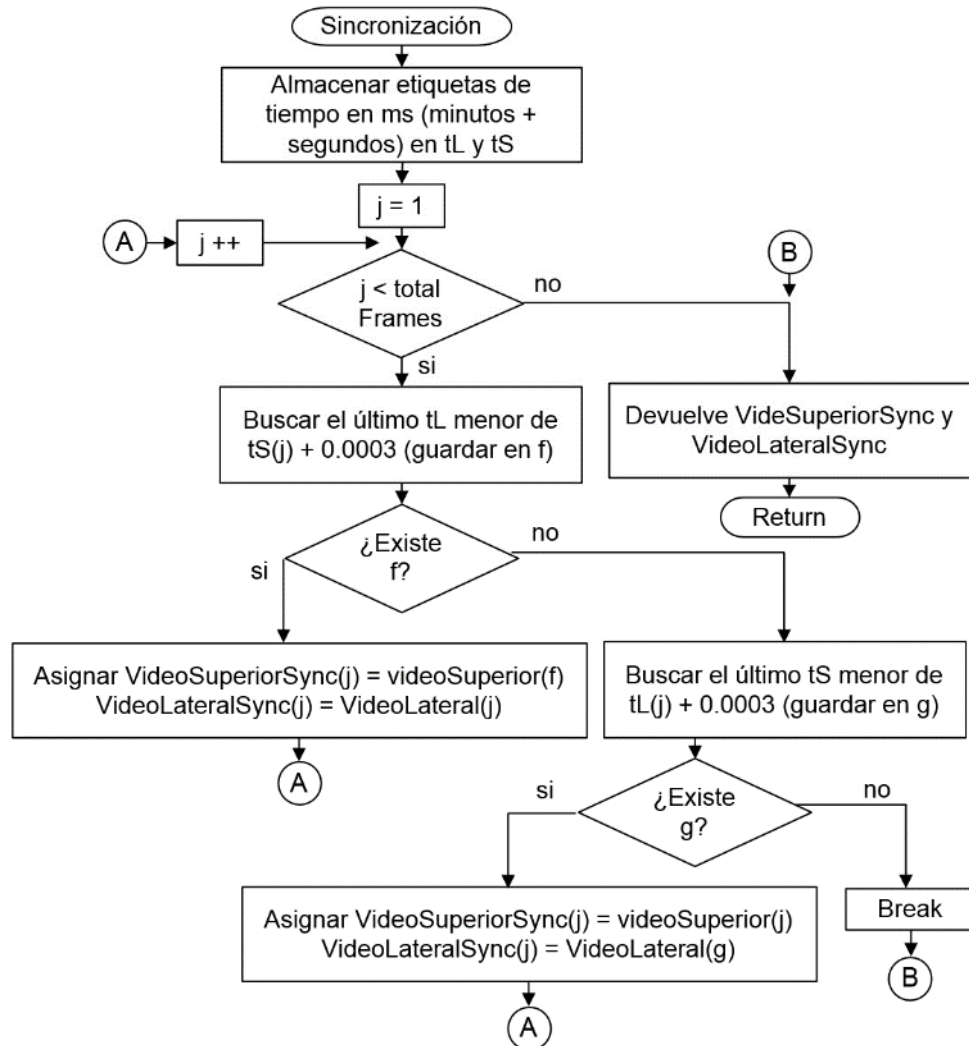


4.3. SINCRONIZACIÓN

Puesto que el proceso de grabación de vídeos utilizando la herramienta disponible en MATLAB es sensible a desfases temporales entre las capturas realizadas por ambas cámaras, las dos secuencias entregadas se someten a un proceso de sincronización para nivelarlas teniendo en cuenta el tiempo de captura que registra el sistema. La Figura 4.3 enseña el diagrama de flujo del proceso de sincronización de las secuencias capturadas.

En términos generales, la sincronización se lleva a cabo comparando los tiempos de captura registrados en cada frame entre la secuencia superior y la lateral, determinando cuáles de ellos se corresponden según el espacio de tiempo que los separa entre sí.

Figura 4.3 Diagrama de flujo del proceso de sincronización de secuencias



De esta forma se entregan dos secuencias de vídeo (Superior y Lateral) contenidas en dos matrices de cuatro dimensiones (*framesSsync* y *framesLsync*) que se almacenan en un archivo “.mat” cuyo nombre es asignado por el usuario para su uso en las etapas posteriores (Ver Anexo 2, Manual de usuario).

4.4. CARGA Y PRE-PROCESAMIENTO

Puesto que se tienen varias secuencias de video grabadas, sincronizadas y almacenadas en distintos workspace de MATLAB, en esta etapa se trata de elegir una pareja de secuencias y definir una región de interés sobre la que se debe concentrar el procesamiento, filtrando así el área sobre la que se buscarán los peces para el conteo y la clasificación.

El proceso se inicia eligiendo el *Workspace* que contiene las secuencias a procesar. Posteriormente, con el apoyo de la interfaz de usuario, se definen de forma manual los límites de la región de interés sobre cada secuencia (superior y lateral). De esta forma se almacenan los valores que caracterizan el rectángulo sobre el cual se enfocará el sistema a la hora de ejecutar los algoritmos de procesamiento posteriores. La Figura 4.4 a continuación expone el Diagrama de Flujo que representa la lógica de lo descrito anteriormente.

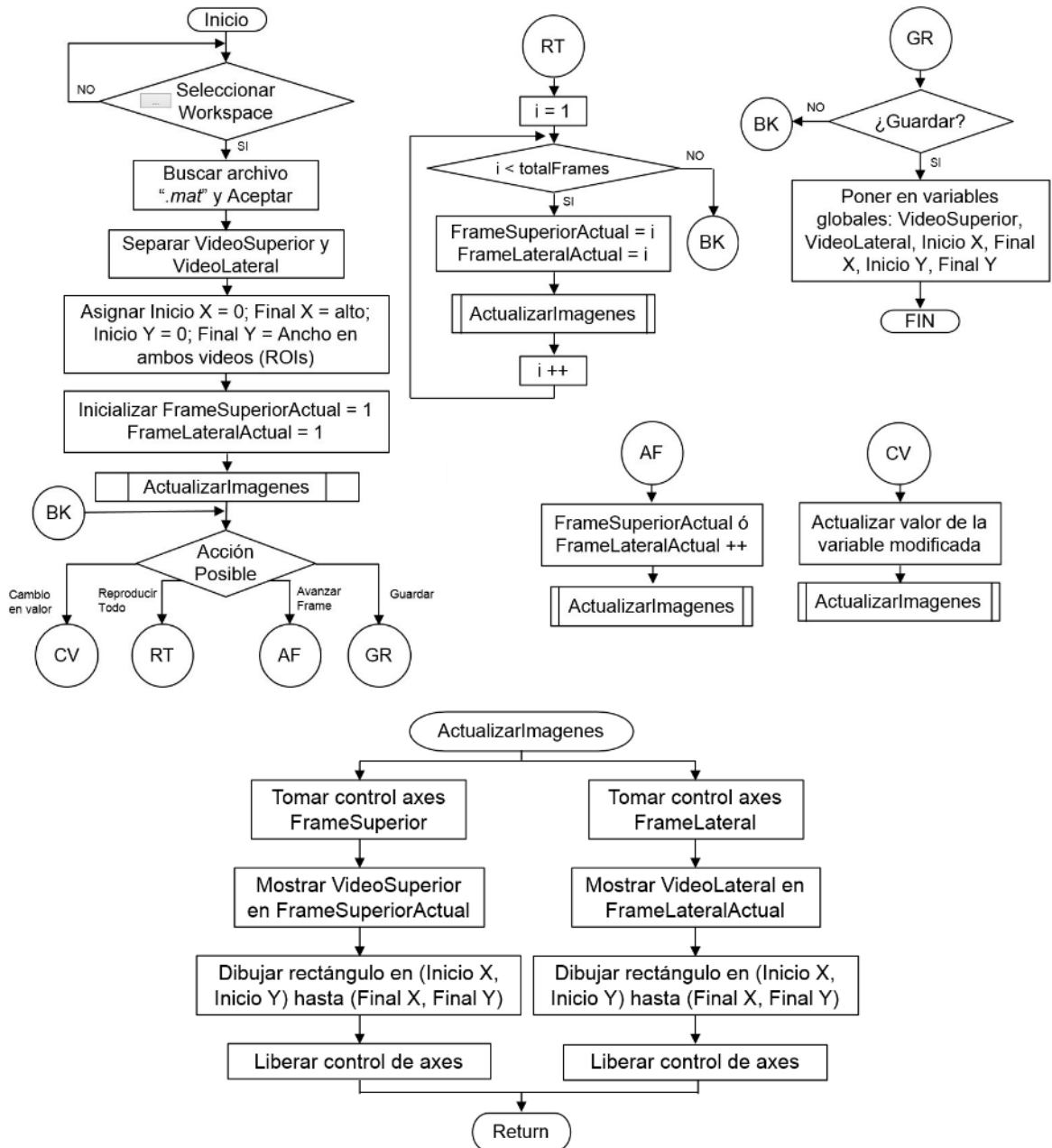
4.5. CONTEO

Una vez se han seleccionado las secuencias a procesar y sus respectivas regiones de interés, se procede a ejecutar una de las tres etapas de procesamiento.

El algoritmo para conteo implica a su vez una serie de etapas, la mayoría de ellas parametrizables desde la interfaz gráfica de usuario para hacer más flexible la manipulación del software y la ejecución de las pruebas. La Figura 4.5 muestra el diagrama de flujo más general de esta etapa de procesamiento.

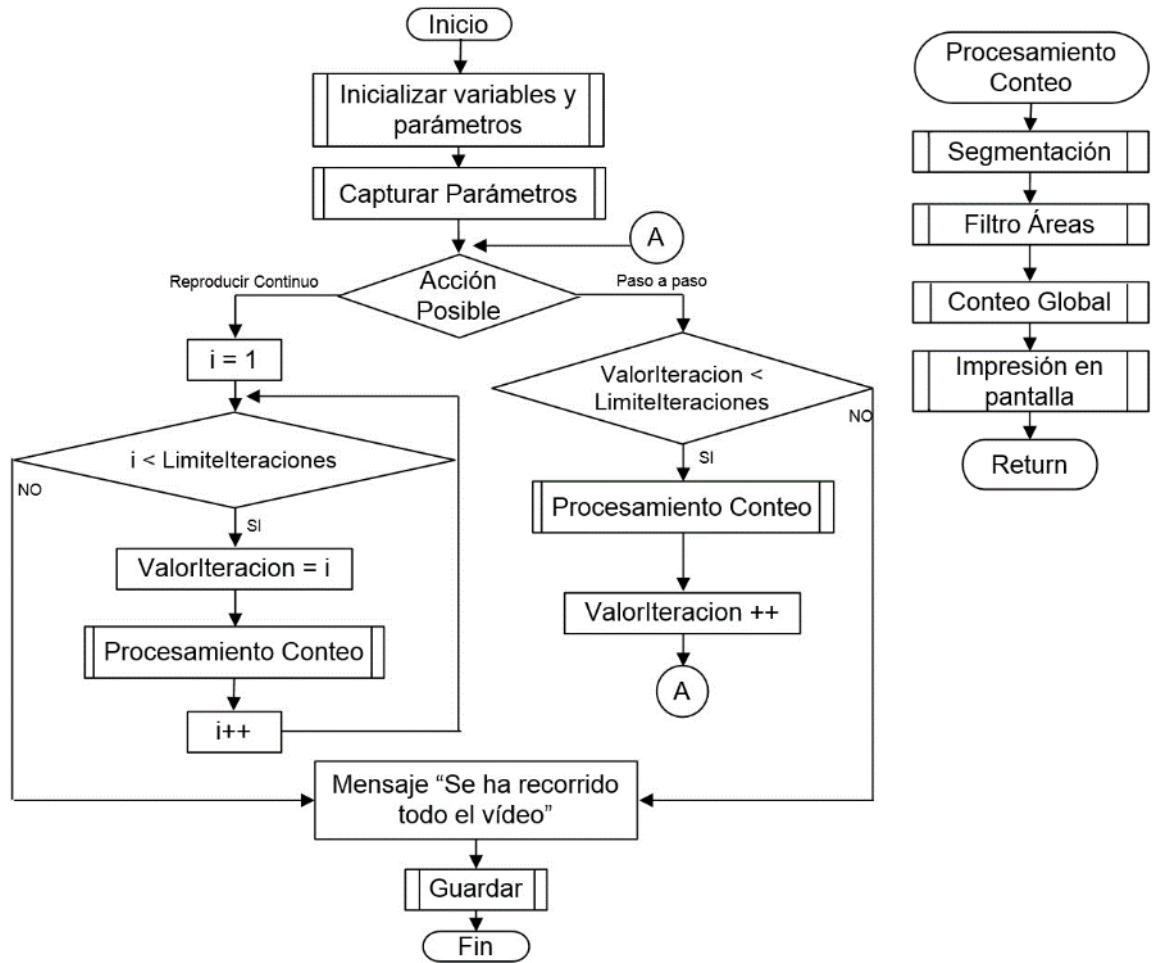
Según se observa en la Figura 4.5, el procesamiento empieza con una *inicialización de variables y parámetros* teniendo en cuenta las secuencias seleccionadas en la etapa anterior con sus respectivas regiones de interés. Además, se le da unos valores iniciales fijos a todos los parámetros de configuración del algoritmo. A continuación, apoyándose en la interfaz gráfica, se definen los valores de los parámetros para ejecutar el procesamiento, realizando la *captura de parámetros*. Cabe mencionar que se tienen dos posibilidades: *reproducir de forma continua* toda la secuencia y el conteo, o *reproducir paso a paso* o *frame por frame* para detallar mejor el funcionamiento. Ambas alternativas ejecutan el mismo *procesamiento para conteo*, diferenciándose solamente en la continuidad de la ejecución. Mientras la reproducción continua ejecuta el procesamiento dentro de un bucle cerrado, la reproducción paso a paso incrementa en uno el valor del *frame* actual cada que se presiona un botón en la interfaz gráfica. Finalmente, cuando se han recorrido todos los frames de las secuencias se almacena la información del conteo.

Figura 4.4 Diagrama de flujo procesamiento en la carga de secuencias.



A continuación se detallan cada una de las subrutinas del diagrama de flujo general (Figura 4.5), en las cuales se aplican los conceptos de procesamiento de imágenes para llevar a buen término el conteo de los peces que pasan a través de la tubería.

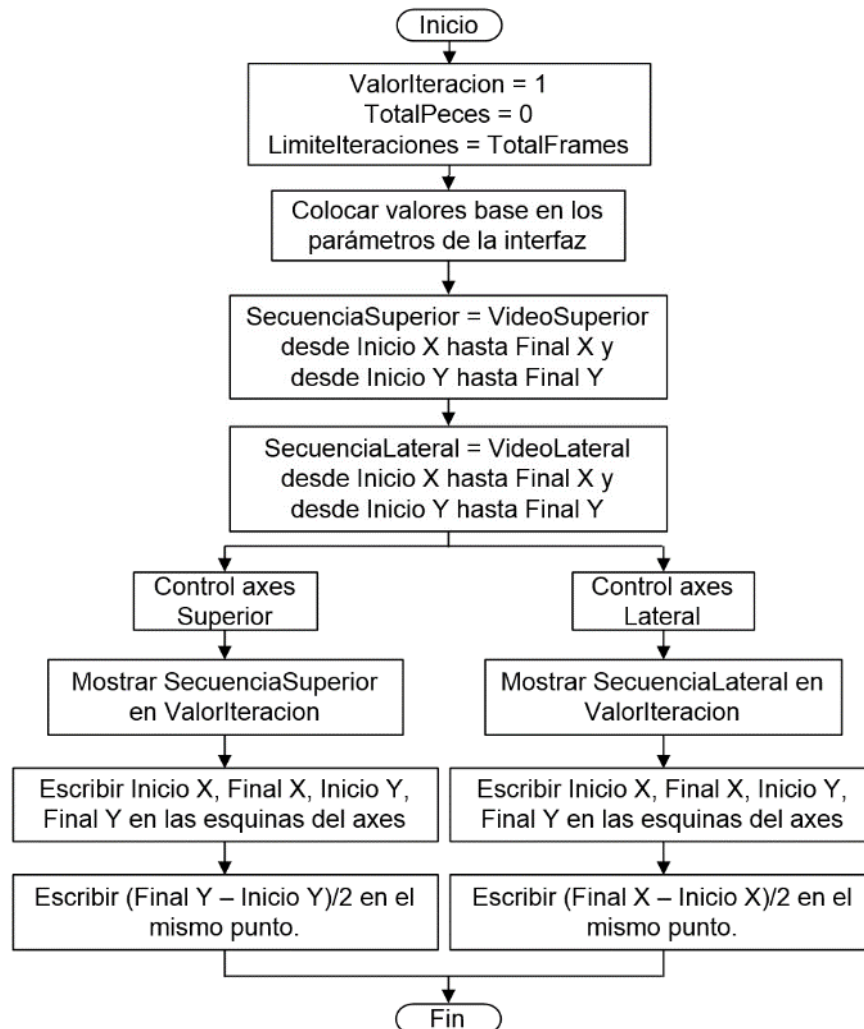
Figura 4.5 Diagrama de flujo general de la etapa de conteo.



4.5.1. Inicialización y captura de variables y parámetros

Como su nombre lo indica, esta subrutina se encarga de darle valores iniciales a las variables y parámetros del sistema. Además de inicializar el valor de las iteraciones y el número total de peces, asigna valores por defecto a cada uno de los parámetros editables en la interfaz gráfica. Así mismo, toma los vídeos Superior y Lateral y los límites de las regiones de interés almacenados desde la etapa anterior y realiza el respectivo “recorte” de los frames. Además se encarga de rellenar una serie de campos en la interfaz de usuario, que facilitarán la posterior configuración del algoritmo. La Figura 4.6 enseña el diagrama de flujo de esta primera subrutina.

Figura 4.6 Diagrama de flujo subrutina de inicialización de variables y parámetros.

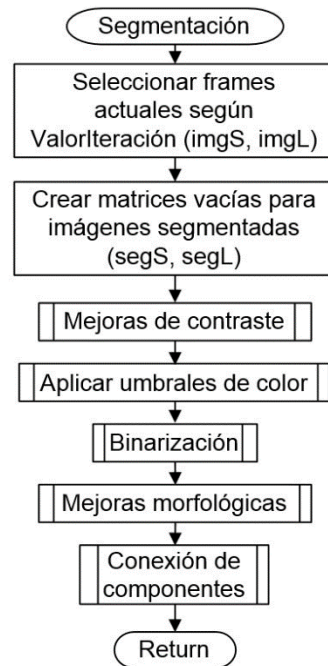


4.5.2. Segmentación

El primera paso una vez se decide iniciar el *procesamiento de conteo*, es la segmentación de los frames con el objetivo de detectar con la mayor precisión posible los peces que se encuentren en la imagen. Esta sección recibe como entrada las secuencias completas y según el valor de la variable *ValorIteracion* selecciona los frames a procesar. Posteriormente se crean dos matrices de ceros con las mismas dimensiones de los frames seleccionados de tal forma que en ellas se almacene la información resultante de la segmentación. A continuación las dos imágenes (superior y lateral) pasan por procesos de *mejoras de contraste*, *umbralización por colores*, *binarización*, *mejoras morfológicas* y termina con la

ejecución de un algoritmo de *conexión de componentes cercanos*, entregando así las imágenes en blanco y negro con una primera detección de objetos. La Figura 4.7 muestra el diagrama de flujo general del proceso de segmentación.

Figura 4.7 Diagrama de flujo del proceso de segmentación



4.5.2.1. Mejoras de contraste

Las imágenes capturadas por las cámaras web superior y lateral tienen unas condiciones particulares que dificultan la detección de los peces en primera instancia. Puntualmente la circulación constante de agua a través de la tubería y el reflejo de la luz sobre esta, generan una “escena” en la que el fondo es dinámico, exigiendo una estrategia de segmentación que tenga en cuenta dicha condición. Para contrarrestar esta dificultad se determinó asignar un color oscuro uniforme al interior de la tubería el cual, con el reflejo de la luz que se aplica desde la cintilla led, es capturado por las cámaras como un tono con altos niveles de azul. Además es conocido que las dos especies de peces seleccionadas para el desarrollo del sistema tienen un color característico en sus escamas dominando el verde en la trucha y el rojo en la tilapia. Teniendo en cuenta toda la información mencionada, se decidió que la segmentación de las imágenes capturadas se realizara basándose en la manipulación de los tres planos de color (RGB).

Inicialmente se aplica un proceso de *decorrelación y expansión de colores* sobre los frames manipulados. Posteriormente se lleva a cabo una *expansión lineal del*

contraste entre los tres planos. Este par de procedimientos, implementados con la función *decorrstretch* de MATLAB, se encargan de evaluar la relación entre los niveles de intensidad de los tres planos de color y expandir dicha relación, obteniendo como resultado una imagen con mejor distribución de colores, haciendo posible una mayor diferenciación entre los mismos. En la Figura 4.9-a y 4.9-b se aprecian las imágenes originales y mejoradas respectivamente de un pez representación de trucha y un pez representación de tilapia.

Teniendo las imágenes con una mayor diferencia entre colores, se afianza aún más la intensidad en los planos rojo y verde aplicando una *mejora de contraste en cada plano* de forma individual. Esta mejora de contraste se realiza basado en el histograma de cada plano, aproximando la función de transferencia del ajuste a una exponencial creciente, de tal forma que los niveles de intensidad más altos se incrementen y los demás se atenúen. Las Figuras 4.9-c y 4.9-d enseñan los resultados de las mejoras de contraste en los planos rojo y verde respectivamente. Estas mejoras se realizan utilizando la función *imadjust* de MATLAB. Finalmente, se entregan a la siguiente etapa las imágenes con los planos rojo y verde modificados. En la Figura 4.7 se observa el diagrama de flujo de esta subrutina de procesamiento en la segmentación.

Figura 4.8 Diagrama de flujo del proceso de mejoras de contraste.

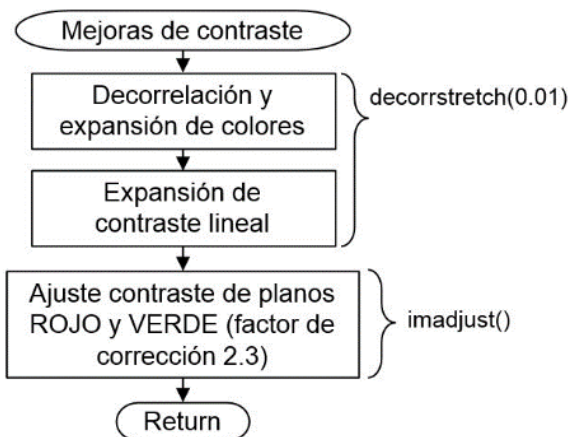
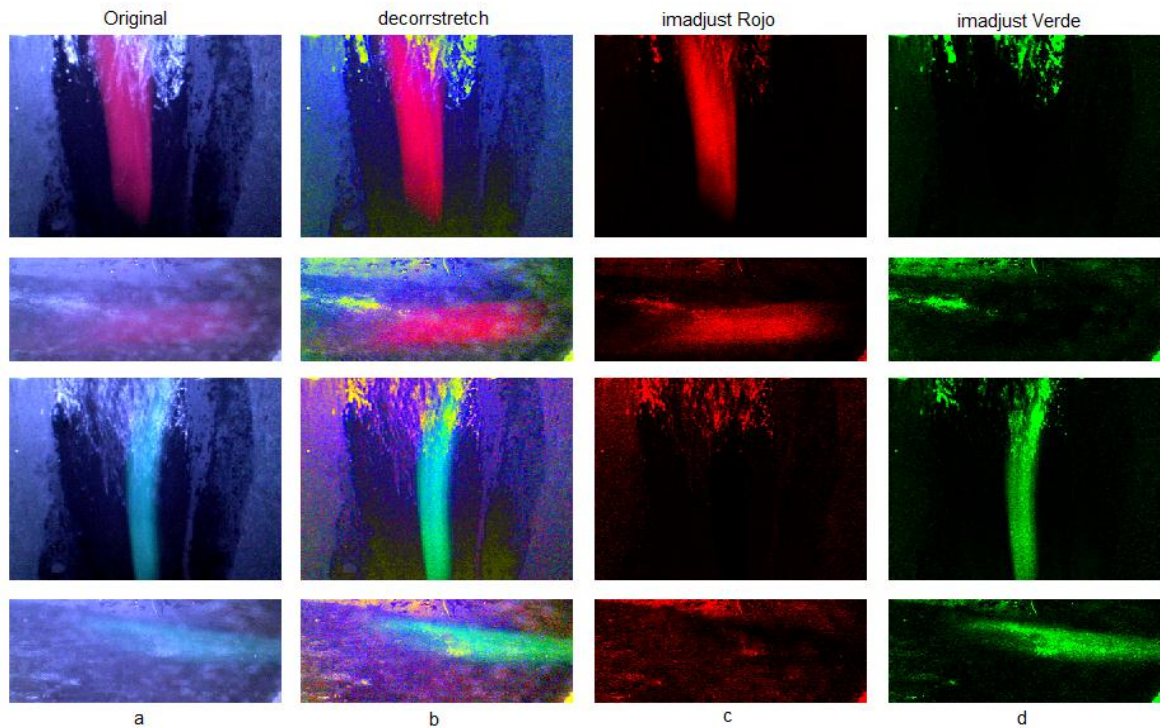


Figura 4.9 Imágenes a través del proceso de mejoras de contraste.



4.5.2.2. Umbralización en planos de color

Tras las mejoras de contraste, se tienen imágenes con niveles de intensidad en los planos de color que brindan mayores posibilidades de discriminar características entre el fondo y los objetos que ingresan en la escena y cumplen con lo mencionado de los peces bajo estudio (trucha y tilapia). En esta etapa del proceso de segmentación se va a realizar la búsqueda de aquellos pixeles que cumplan con una condición establecida de color, determinada a partir de la observación y el análisis de las imágenes capturadas por el sistema.

Por una parte se buscarán aquellos pixeles que superen un umbral de intensidad en el plano Verde (definido por el usuario en la interfaz) y a su vez tengan un valor menor a otro umbral de intensidad en el Plano Rojo (constante definida en el sistema). Del mismo modo se ubicarán los pixeles que superen un umbral en el plano Rojo (definido por el usuario) y tengan a la vez un valor menor a otro umbral en el plano Verde (constante del sistema). Todos los pixeles que cumplan las condiciones mencionadas serán ubicados en las matrices designadas para las imágenes segmentadas con un valor de intensidad igual a 255. De esta forma, se está haciendo una aproximación a una búsqueda de colores puntuales definidos por sus umbrales en los planos rojo y verde según cada caso. En la Figura 4.10 se puede apreciar el resultado de esta búsqueda.

Finalmente, se entregan las imágenes correspondientes para segmentación a la siguiente etapa, con valores de 0 ó 255 según donde se ubicaron los pixeles con las características mencionadas. La Figura 4.11 enseña el diagrama de flujo definido para esta etapa de procesamiento.

Figura 4.10 Ejemplo de aplicación de la umbralización en planos de color

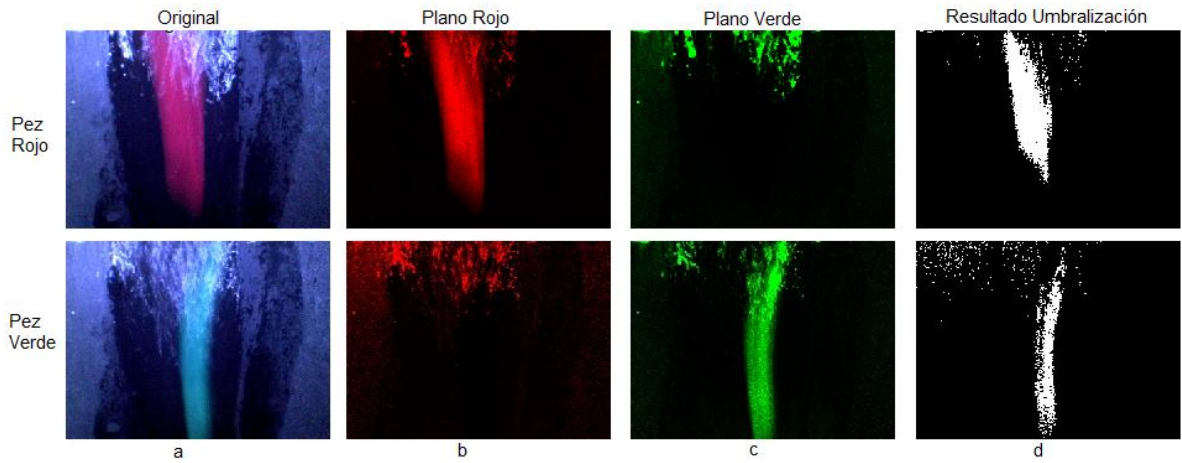
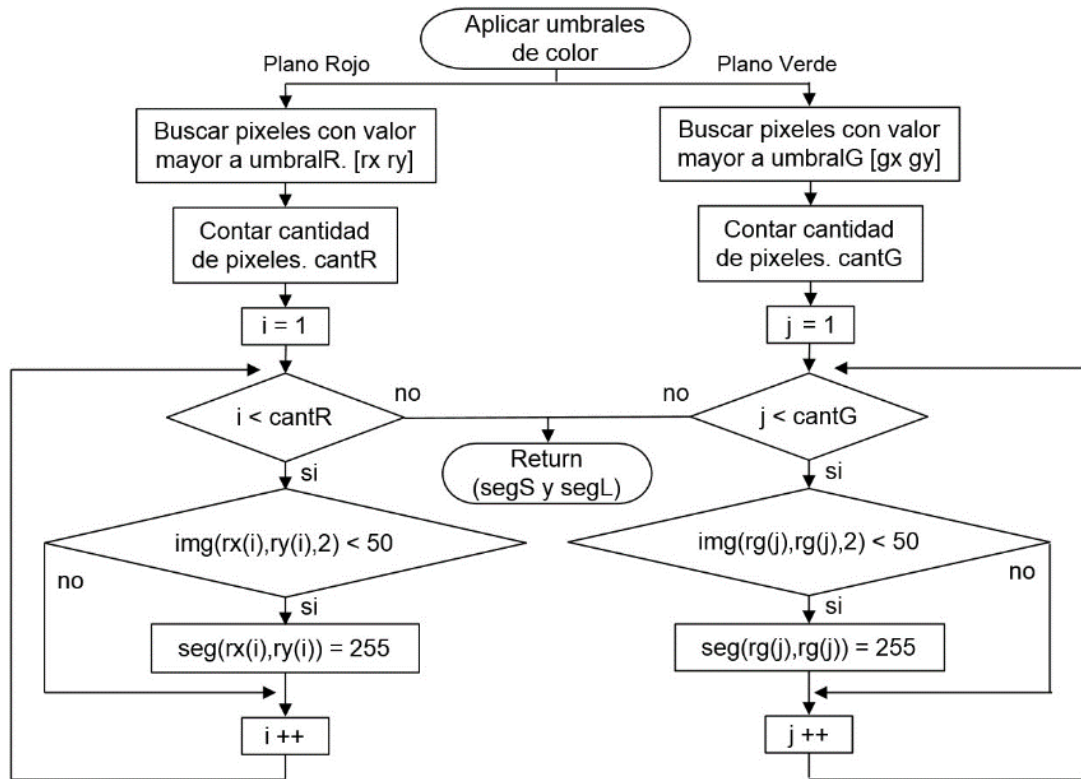


Figura 4.11 Diagrama de flujo de la etapa de umbralización en planos de color.



4.5.2.3. Binarización

El proceso de binarización consiste en tomar las imágenes entregadas en la etapa anterior y cambiarle el tipo a “lógico” de tal forma que sus valores posibles sean 1 y 0. Para ello se utilizan las funciones *im2bw* y *graythresh* de MATLAB que entregan las imágenes acondicionadas para su tratamiento posterior en las variables BWS y BWL para los frames Superior y Lateral respectivamente.

4.5.2.4. Mejoras morfológicas

Con el objetivo de suavizar y concretar las regiones de pixeles en blanco que se obtuvieron de los dos últimos procesos, se lleva a cabo un par de cambios morfológicos que constituyen una apertura morfológica. Inicialmente se construye el elemento estructural sobre el que se fundamentará la apertura. Este se elabora utilizando los parámetros definidos por el usuario en la interfaz en cuanto a su tipo (disco, diamante, circulo) y tamaño (3, 5, 7, 9) en pixeles. Con este elemento morfológico se procede a ejecutar una erosión (utilizando *imerode* de MATLAB), lo que reduce en tamaño las regiones encontradas realizando un primer filtro en términos de área. Posteriormente, usando el mismo elemento, al resultado del

proceso anterior se le aplica una dilatación (utilizando *imdilate* de MATLAB), incrementando el tamaño de las regiones resultantes de la erosión y acercando los pixeles encontrados a la forma del pez que representan.

La Figura 4.12 muestra un ejemplo de procesamiento de mejoras morfológicas, y la Figura 4.13 enseña el diagrama de flujo de esta etapa.

Figura 4.12 Ejemplo de procesamiento mejoras morfológicas

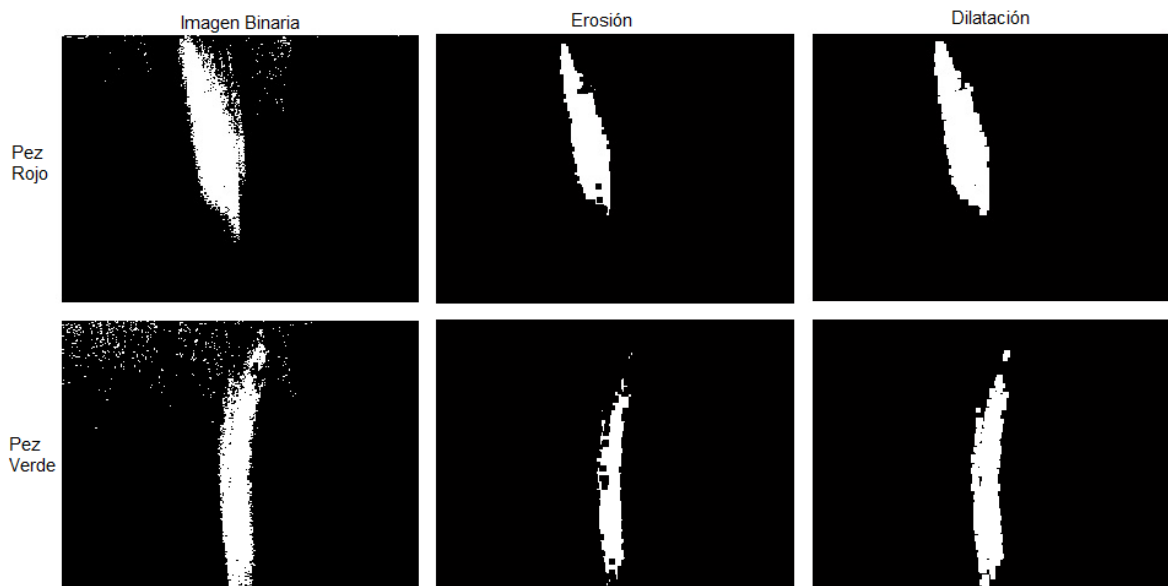
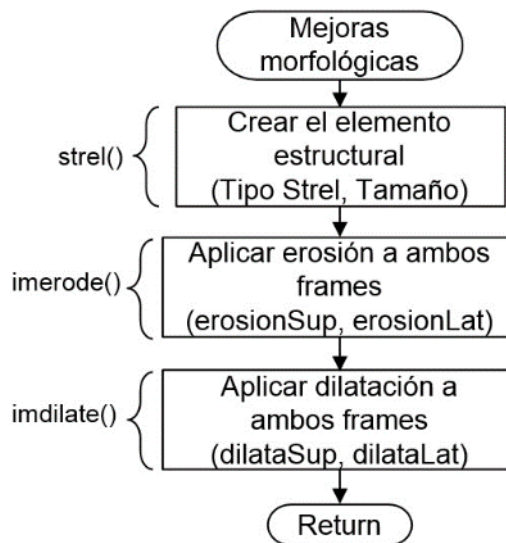


Figura 4.13 Diagrama de flujo proceso de mejoras morfológicas.



4.5.2.5. Conexión de componentes cercanos

Esta etapa final del proceso de segmentación consiste en la aplicación de un algoritmo de conexión de componentes cercanos que se encarga de tomar las imágenes binarias y buscar en ellas los píxeles unidos bajo un margen de conectividad (4, 8, o más píxeles unidos) para conformar grupos o “blobs” que puedan ser identificados como objetos únicos dentro de la imagen. Esto se realiza utilizando la función *bwconncomp* de MATLAB. Como resultado de esta etapa se entregan los frames con los blobs identificados para el posterior procesamiento y cálculo de las propiedades de dichas regiones ubicadas. MATLAB entrega así dos estructuras con la información correspondiente.

4.5.3. Filtro de áreas

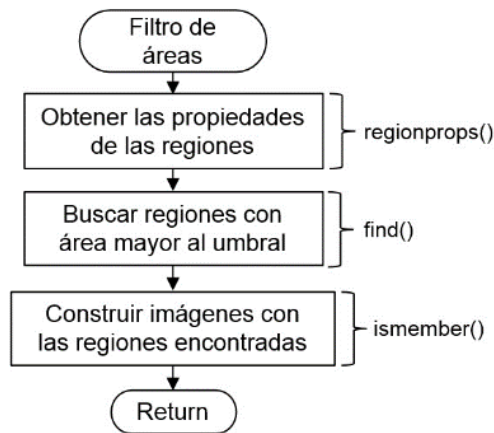
El resultado de la etapa de segmentación contiene todas aquellas regiones dentro de la imagen que superaron unas condiciones de color y una primera barrera de tamaño en cuanto a la cantidad de píxeles cercanos conectados. Sin embargo, es posible que aún se hayan detectado elementos en la imagen que no corresponden a los peces que se buscan. Teniendo en cuenta el conocimiento de las imágenes que se capturan, se establece un *filtrado por área* de las regiones detectadas, descartando todas aquellas regiones o blobs cuya cantidad de píxeles sea menor a un umbral dado, el cual se establece desde la interfaz de usuario.

La Figura 4.14 muestra un ejemplo de la aplicación del filtro de áreas y la Figura 4.15 el diagrama de flujo de esta etapa de procesamiento.

Figura 4.14 Ejemplo de aplicación Filtro de Áreas



Figura 4.15 Diagrama de flujo Filtro de Áreas



4.5.4. Conteo Global

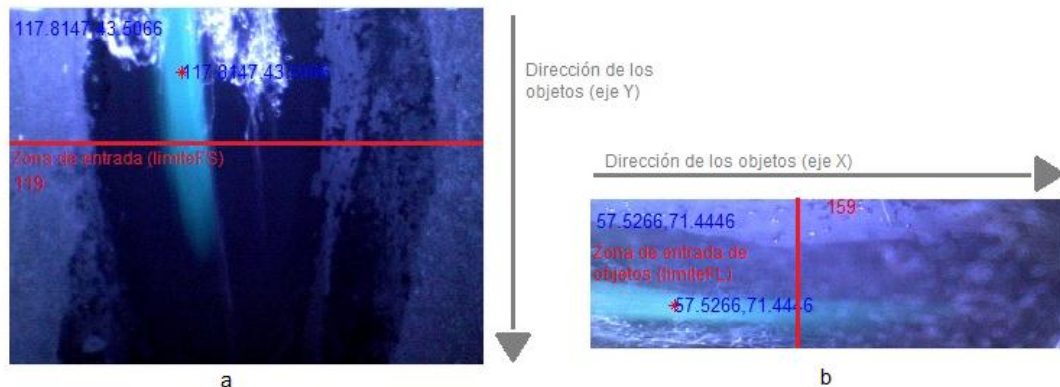
El conteo de los peces en este sistema se basa en un algoritmo de *tracking* de los elementos detectados en cada *frame*, el cual permite hacer seguimiento a cada pez desde que ingresa en escena hasta que sale de la misma y establecer así la cantidad total de peces que hicieron su aparición en las secuencias. Para realizar lo anterior, se apoya en la validación de una serie de condiciones que definen la entrada de un pez nuevo, la permanencia del mismo en frames consecutivos y la superposición de objetos en caso de que se presente, entre otras situaciones posibles en la escena.

El *tracking* implementado se maneja a través de los centroides de cada objeto identificado proveniente de la etapa anterior de procesamiento. En rasgos generales se trata de comparar cada centroide detectado en el *frame* actual con todos los centroides detectados en el *frame* anterior para conocer si se trata de un nuevo objeto o la continuación de uno ya existente.

El proceso inicia almacenando la información de los centroides anteriores. A continuación se obtienen los actuales y se cuenta la cantidad que hay en las dos vistas disponibles (superior y lateral). En este punto es donde más se evidencia la utilidad de las dos cámaras web para captura de imágenes y su ubicación estratégica en la parte superior y lateral de la tubería, puesto que según la cantidad de objetos encontrados se elige una de las dos vistas para continuar el procesamiento. Se compara la cantidad de centroides encontrados en el frame superior y el frame lateral. Si el número de centroides en el frame lateral es mayor al número de centroides en el frame superior, se utiliza la información de este frame para continuar el conteo; de lo contrario se utiliza la información del frame superior.

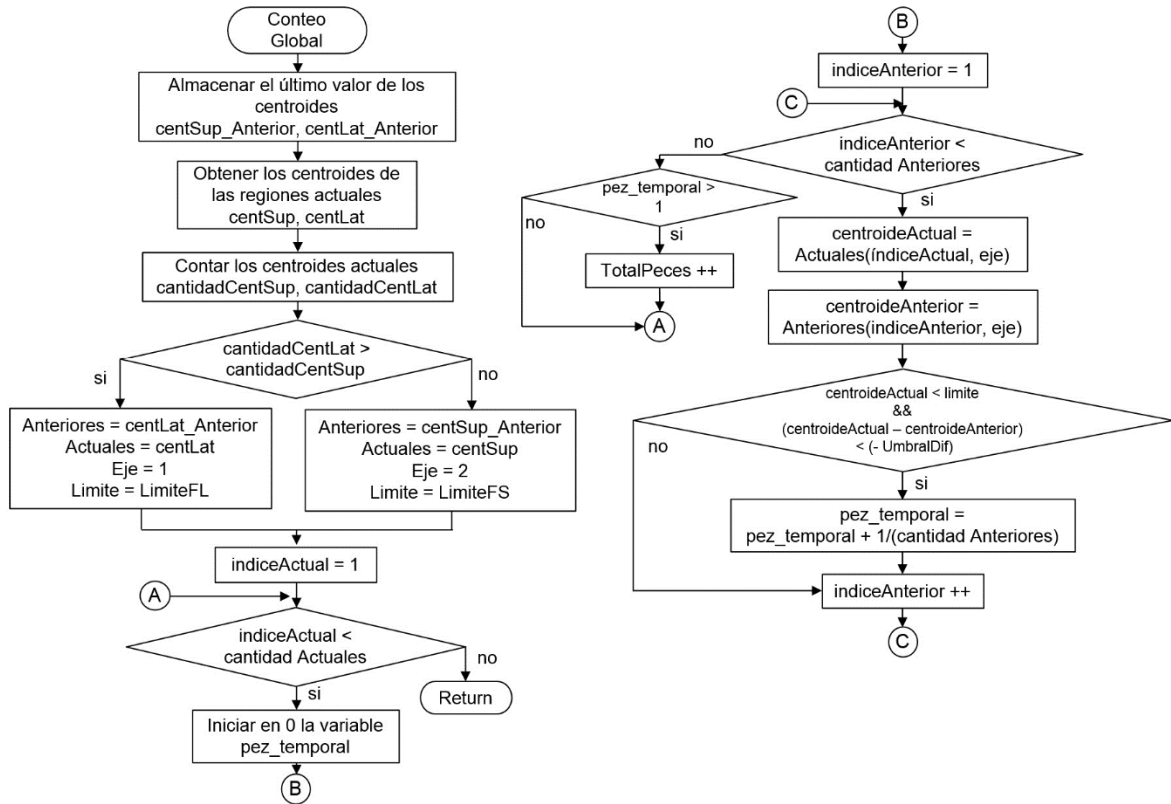
Para continuar con el análisis de la imagen seleccionada, se determina una información fundamental que facilita las comparaciones mencionadas. Además de los centroides actuales y anteriores en el frame elegido, se asignan valores a dos variables auxiliares: *eje* y *límite*. El eje se refiere a la coordenada del centroide que se utilizará para la comparación, la cual se define según el sentido en el que se desplazan los objetos en el frame. Así, si se elige el frame superior *eje* adquiere un valor de 2 (desplazamiento vertical) y si el elegido es el *frame* lateral, a *eje* se le asigna 1 (desplazamiento horizontal). Por otra parte, el valor *límite* establece una banda o zona de entrada de los peces en el *frame*. De esta forma, si un centroide es detectado antes del valor *límite* puede considerarse como un pez que entra en escena; de lo contrario no. Dicho valor *límite* es asignado por el usuario desde la interfaz, y su uso depende del *frame* que se determine como el adecuado para el análisis en la iteración actual (*límiteFS* para *frame* superior y *límiteFL* para *frame* lateral). Lo descrito en relación con el *eje* y los límites se visualiza en las Figuras 4.16-a y 4.16-b.

Figura 4.16 Representación de los ejes de dirección de los objetos y zonas límite de entrada de objetos para el frame superior (a) y el frame lateral (b).



Una vez se tiene definido el frame sobre el que se continuará el procesamiento y la información relacionada al mismo, se inicia la comparación de centroides. Se toma cada uno de los centroides actuales y se compara con todos los centroides anteriores. Si el centroide actual se encuentra antes del *límite*, y la distancia entre el mismo y todos los centroides anteriores (teniendo en cuenta la dirección impuesta por eje) es mayor de un valor umbral (definido por el usuario en la interfaz como *Umbral Dif*), se considera que ha ingresado un pez nuevo y se incrementa en uno el conteo total, almacenado en la variable *TotalPeces*. La Figura 4.17 expone el diagrama de flujo completo del proceso de conteo realizado en esta etapa.

Figura 4.17 Diagrama de flujo de la subrutina de Conteo Global.



4.5.5. Guardar

Una vez se ha finalizado el procesamiento de las secuencias en la totalidad de sus frames, se almacenan los valores correspondientes al ejercicio realizado. Estos se almacenan en una estructura de MATLAB que se relaciona directamente con el workspace seleccionado que contiene las secuencias grabadas. Esta etapa de Conteo aporta a la estructura el **número total de peces** que recorrieron la tubería.

4.6. CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO Y ESPECIE

Estos dos módulos de procesamiento permiten la caracterización de los peces mediante su volumen y la especie a la que pertenece. El algoritmo se limita al paso de un solo pez en cada instante a través de la ventana de visión de la tubería. Siguiendo la estructura estándar de una aplicación de visión artificial se realizan las etapas de pre-procesamiento, segmentación, descripción y clasificación.

A partir de los parámetros determinados por el usuario se procede a ejecutar las diferentes etapas del algoritmo para cada frame del vídeo seleccionado. A medida que se detectan objetos de interés en las imágenes se agrupan los frames consecutivos y posteriormente se determina en cuál de ellos se obtiene la mayor área y así utilizar dicho frame para la caracterización del objeto. En caso de que el objeto no aparezca completo, es decir que el objeto límite con el borde superior o inferior de la imagen, se procede a revisar el frame siguiente o anterior respectivamente para obtener una imagen aproximada del pez completo. Finalmente se determinan los parámetros del objeto: área y grosor para el caso de la clasificación por tamaño; y una representación normalizada del objeto a partir de las distancias de su centroide a puntos de interés en su contorno para la clasificación por especie. Las figuras. 4.18 y 4.19 presentan el diagrama de flujo general de ambos algoritmos y en las secciones subsiguientes se detallan cada una de las subrutinas que los componen.

4.6.1. Inicialización de variables y parámetros

En esta subrutina se inicializan las variables de control: el valor de la iteración, la bandera de detección de objeto y la bandera de detección de objeto en un frame consecutivo; parámetros del sistema: umbrales para cada canal de color y operadores morfológicos; y las variables en las que se almacenan los resultados: grosor, área, vector característica, tabla de resultados y se carga el vector característico para cada especie. También se cargan los vídeos de acuerdo con las regiones de interés determinadas en el paso anterior. La figura. 4.20 presenta el diagrama de flujo de esta subrutina.

4.6.2. Segmentación

El proceso de segmentación utilizado en estos módulos se compone por una *umbralización por colores* (con parámetros independientes para la imagen superior y la imagen inferior), *binarización*, *mejoras morfológicas* y *conexión de componentes cercanos* con el que se obtienen imágenes binarias con sus regiones resultantes etiquetadas para extraer las características estimadas por cada módulo. El procedimiento se realiza primero sobre la imagen correspondiente del vídeo lateral debido a que en esta secuencia se puede determinar más rápidamente si se encuentra un objeto de interés en la escena. Si se presenta un pez sobre la secuencia lateral se procede a realizar la segmentación sobre el frame correspondiente de la secuencia de vídeo superior. En la figura 4.21 se presenta el diagrama de flujo de este proceso.

Figura 4.18 Diagrama de flujo general de la etapa de clasificación por tamaño.

W hace referencia a la variable que indica si se había detectado pez en el frame anterior.

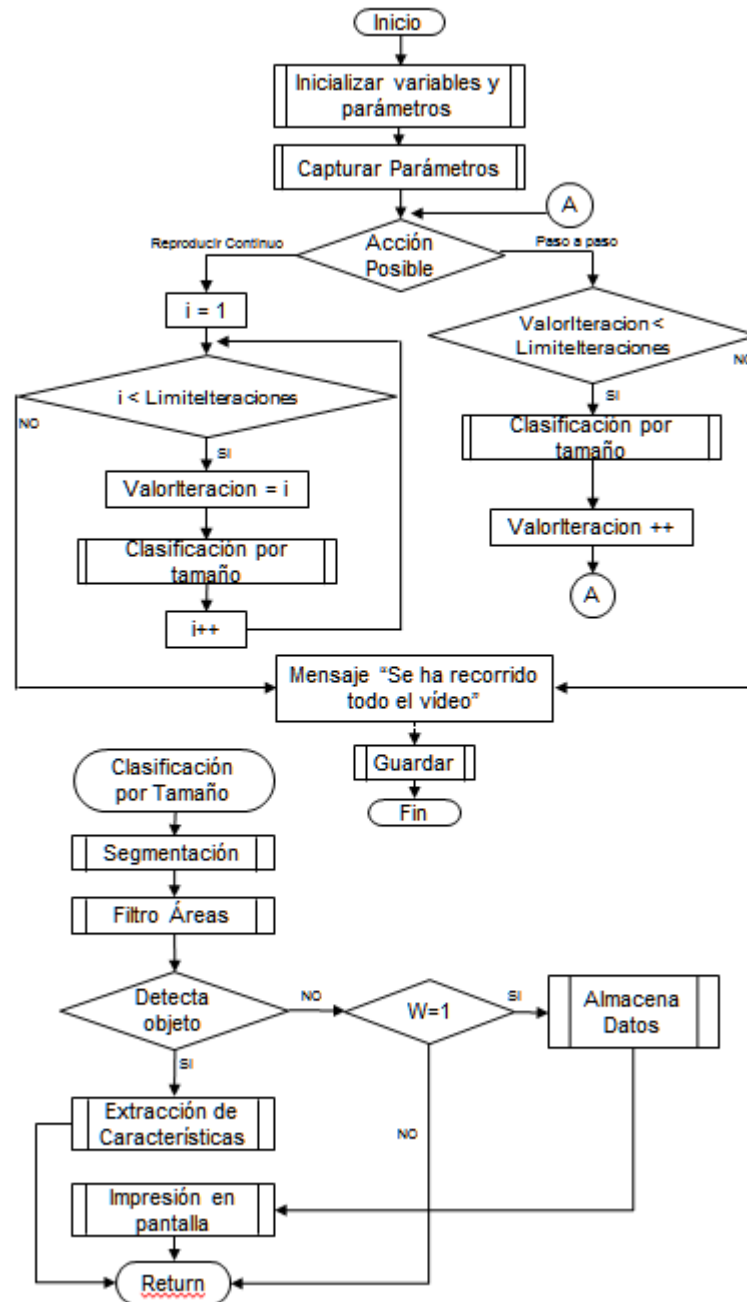


Figura 4.19 Diagrama de flujo general de la etapa de clasificación por especie.

W hace referencia a la variable que indica si se había detectado pez en el frame anterior.

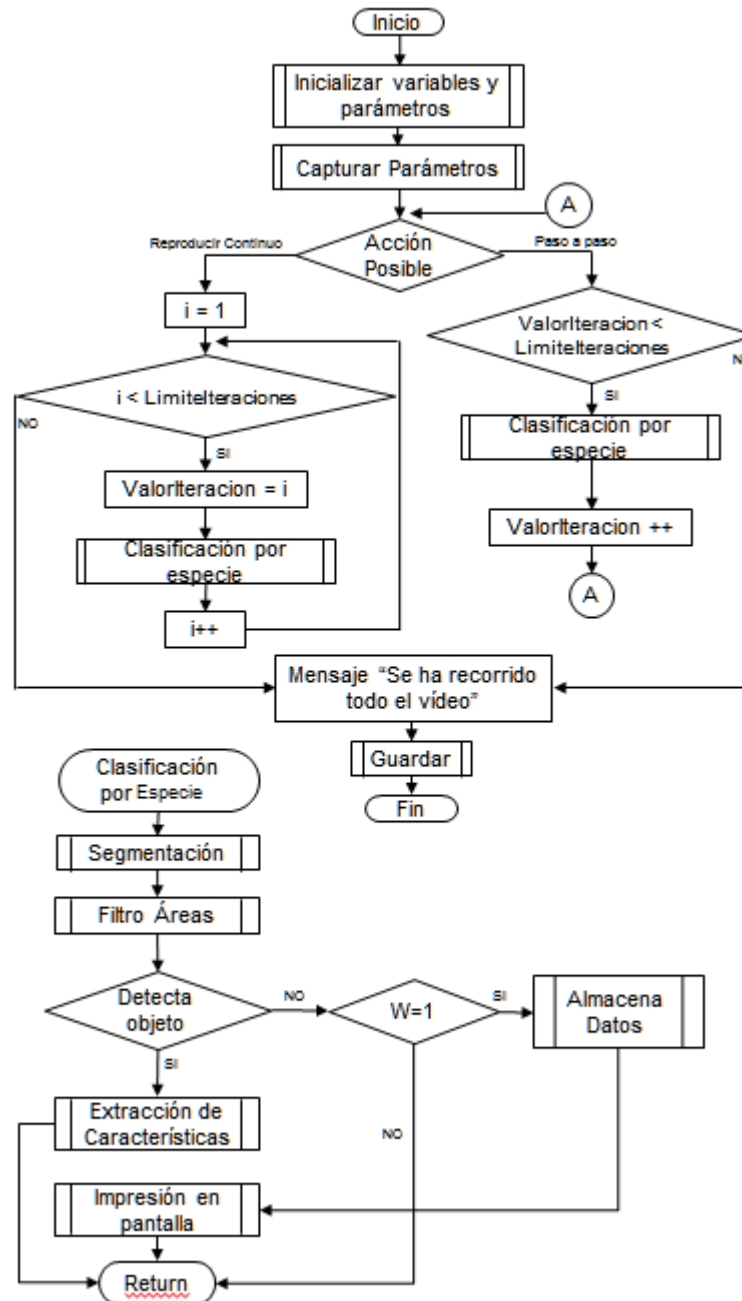
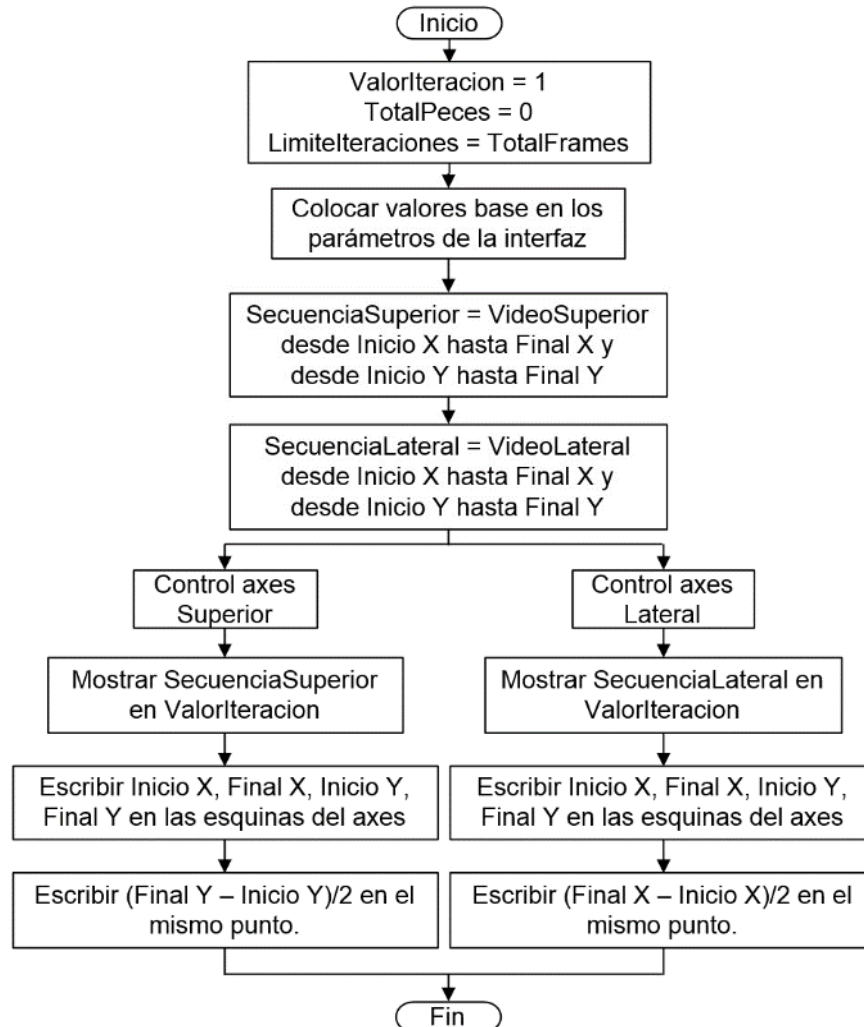


Figura 4.20 Diagrama de flujo subrutina de inicialización de variables y parámetros.



4.6.2.1. Umbralización por colores y binarización

Como ya se expuso en la sección 4.5.2 las condiciones de la escena y el modelo de color escogido para el procesamiento de las secuencias de vídeo hacen factible una primera aproximación a la detección de los objetos de interés a través de una umbralización aplicada a los planos Rojo y Verde de cada imagen en la cual se buscan los píxeles cuya intensidad sea superior al umbral establecido. En este caso se implementa un procedimiento de umbralización similar al de conteo, añadiendo la independencia de umbrales entre las dos secuencias. De esta manera, el usuario determinará el valor de cada umbral mediante la interfaz gráfica. Inicialmente, se sugiere un valor de 150, resultante de un análisis de las imágenes

a nivel de pixel, apoyándose en los histogramas de ambos planos de color. En la figura 4.22 se presenta el resultado de la umbralización para ambas especies, tanto para la imagen superior como la lateral. La figura 4.23 presenta el diagrama de flujo de esta subrutina.

Figura 4.21 Diagrama de flujo del proceso de segmentación.

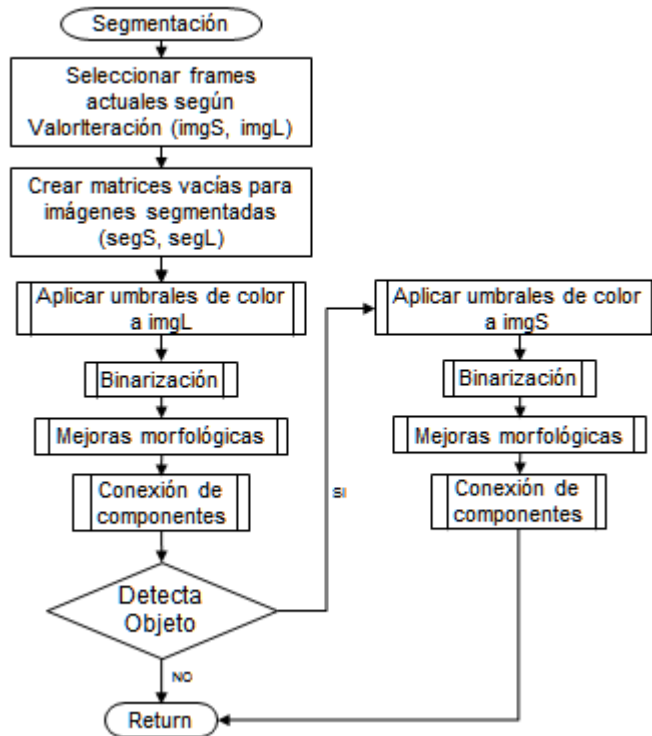


Figura 4.22 Ejemplo de aplicación de la umbralización en planos de color.

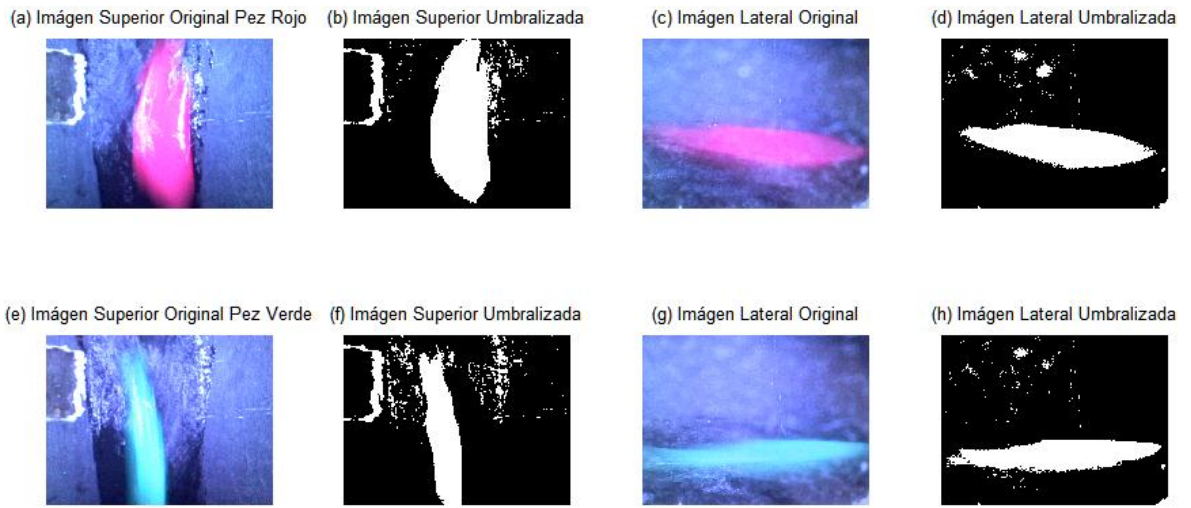
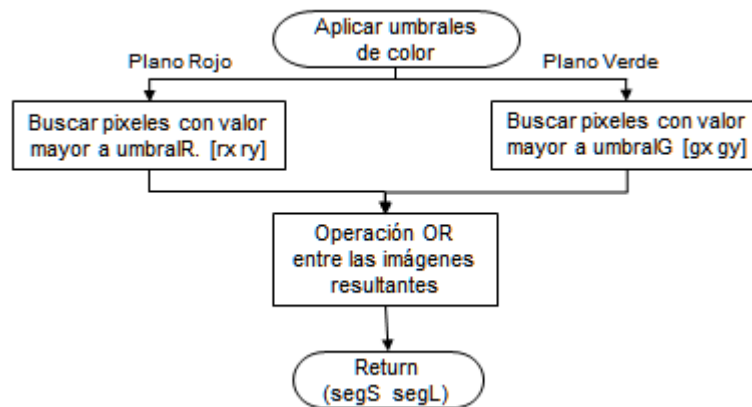


Figura 4.23 Diagrama de flujo de la etapa de umbralización en planos de color.



4.6.2.2. Mejoras morfológicas

Para eliminar píxeles aislados y mitigar el desenfoque del objeto debido al movimiento del mismo y del agua, se realiza la operación de erosión implementada mediante la función *imerode* haciendo uso de un elemento estructural editable por el usuario tanto en su tipo de estructura (disco, diamante o círculo) y su tamaño (3, 5, 7 o 9) en píxeles. A la imagen resultante se le aplica una dilatación haciendo uso de la función *imdilate* y el mismo elemento estructural utilizado anteriormente. Cabe resaltar que el usuario puede escoger un elemento estructural independiente para las secuencias capturadas por cada cámara. Las

Figuras 4.12 y 4.13 de la sección 4.5.2.4 presentan un ejemplo del resultado de esta etapa y el diagrama de flujo de esta subrutina respectivamente.

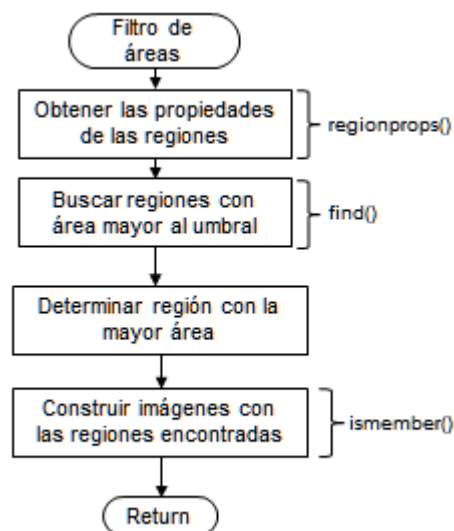
4.6.2.3. Conexión de componentes cercanos

Esta etapa final del proceso de segmentación es igual a la descrita en el proceso de conteo (sección 4.5.2.5).

4.6.3. Filtrado de regiones por área

El resultado de la etapa de segmentación contiene todas aquellas regiones dentro de la imagen que superaron unas condiciones de color y una primera barrera de tamaño en cuanto a la cantidad de píxeles cercanos conectados. A continuación se establece un *filtrado por área* de las regiones detectadas. Para obtener los valores de área y otros parámetros que incluyen el centroide y el bounding box se hace uso de la función *regionprops* de MATLAB. En primera instancia se ejecuta sobre la imagen lateral como se indicó en la sección 4.6.2 usando un valor típico de 1000 píxeles. En caso de determinarse la presencia de peces en la imagen lateral se procede a realizar la segmentación y el filtrado por área sobre la imagen superior. En esta imagen superior se determina la región con mayor área y es esta la única que se toma en cuenta como objeto de interés. La figura 4.24 presenta el diagrama de bloques de esta subrutina.

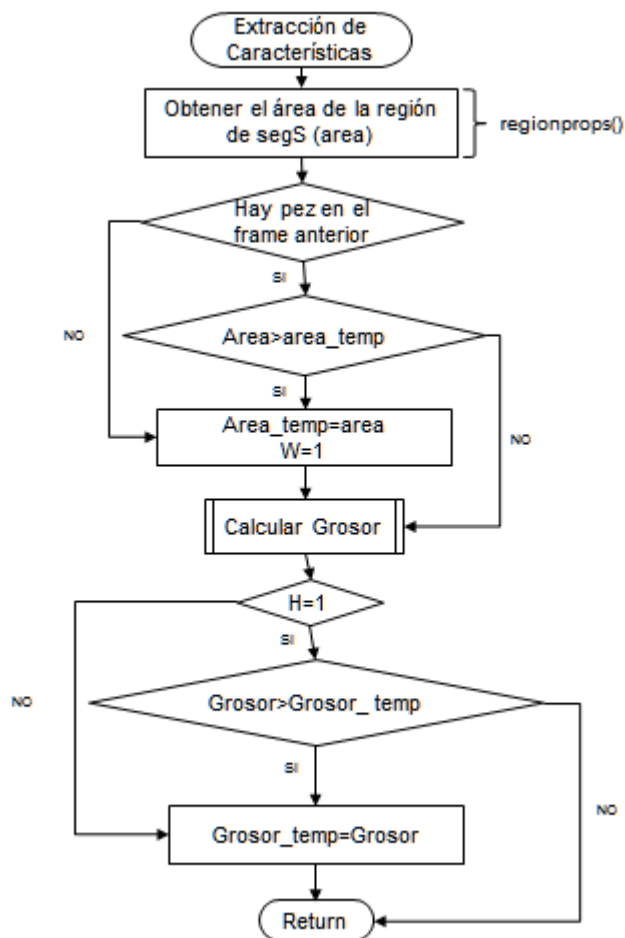
Figura 4.24 Diagrama de flujo Filtro de Áreas



4.6.4. Extracción de características

Una vez se obtiene la región a trabajar en cada imagen (lateral y superior) se procede a obtener las características de los objetos. Dado que es posible que un mismo objeto se presente en varios frames, en esta fase solamente se calculan las áreas y el grosor para cada frame y en caso de que ya se haya encontrado un pez en el frame anterior se comparan dichos valores con los obtenidos en el anterior para determinar cuál provee mayor información y se actualiza la información obtenida además del valor de iteración que se tomó. En la figura 4.25 se presenta el diagrama de flujo de esta etapa y en la sección subsiguiente se plantea el procedimiento utilizado para obtener el grosor del objeto.

Figura 4.25 Diagrama de flujo de la etapa de extracción de características.



4.6.4.1. Grosor

Como se puede observar en las figuras 4.22-d y 4.22-h la información obtenida de la segmentación hace referencia a la parte superior del pez debido a que esta se encuentra más iluminada por la cinta led. Para obtener la información del borde lateral del pez se hace necesaria la búsqueda de los píxeles subyacentes a la región detectada.

El procedimiento aplicado en esta etapa consiste en la ubicación de los puntos extremos inferiores de la región segmentada previamente (a, j_1) y (a_1, j_2) como se muestra en la figura 4.26-a. Seguidamente se realiza la búsqueda de los píxeles cuyo valor de intensidad sea superior a un umbral escogido por el usuario, típicamente 120, que se encuentren entre j_1 y j_2 y por debajo de la región segmentada previamente como se muestra en la figura 4.26-b. Finalmente se realiza el conteo de los píxeles encontrados por cada columna haciendo uso de la función *accumconncomps* de MATLAB, la cual permite la cuenta de componentes conectados en un vector, y se toma el valor mayor encontrado como el grosor de ese objeto para ese frame. En la Figura 4.27 se muestra el diagrama de flujo de esta subrutina.

Figura 4.26 Ejemplo de la detección de grosor

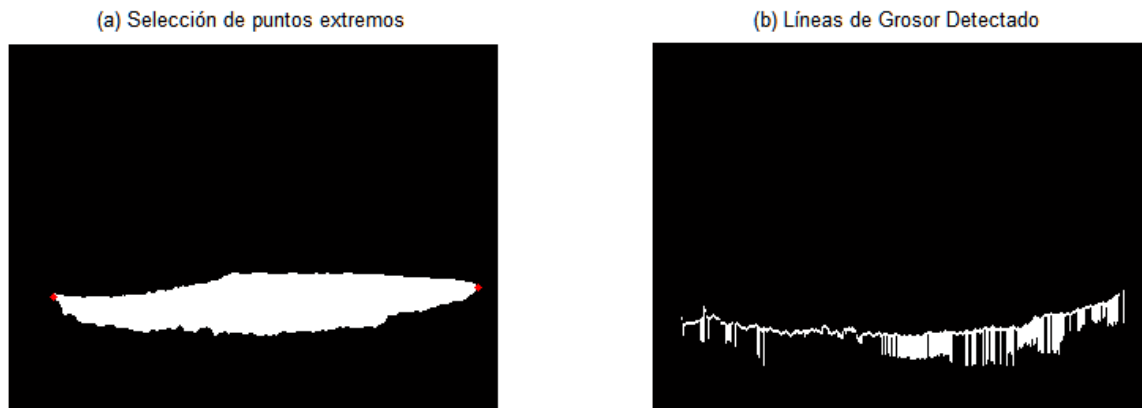
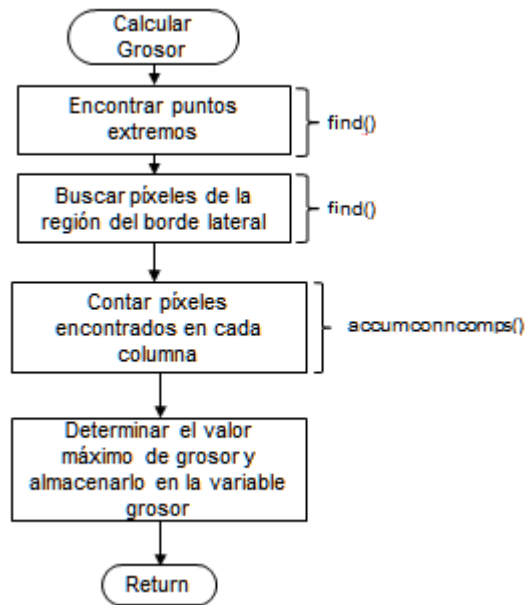


Figura 4.27 Diagrama de flujo de la detección de grosor.



4.6.4.2. Almacenamiento de datos

Una vez se han detectado y procesado todos los frames correspondientes a un mismo objeto, lo cual se cumple una vez se dejan de detectar objetos y se ha detectado un pez en el frame anterior, se procede a extraer los datos del frame superior (*área*, *centroide* y *bounding box*), se verifica que el pez se vea completo en el frame seleccionado, es decir que el componente superior de la bounding box sea mayor a 0.5 y que la componente inferior sea menor al límite inferior de la imagen. En caso negativo se debe proceder a unir las regiones de dos frames consecutivos para estimar una imagen completa del objeto. Posterior a la verificación y/o unión de regiones se calcula y corrige la orientación del objeto y se almacenan los datos de interés del mismo, *área* y *grosor* para el caso de clasificación por tamaño y descripción de forma para la clasificación por especie. El diagrama de flujo de esta subrutina para cada módulo de clasificación se presenta en las Figura 4.28-a y 4.28-b.

4.6.4.3. Unión de blobs de imágenes consecutivas

Un caso específico que afecta los resultados obtenidos por los algoritmos se presenta cuando el objeto, en la imagen superior, no aparece completo en un solo frame, es decir que la frontera del objeto se encuentre en los bordes de la imagen. Esta situación se presenta especialmente cuando se trabajan con los peces más grandes del grupo usado para las pruebas. En el caso de que dicho límite se encuentre en los bordes laterales se debe trabajar con esta información

incompleta, sin embargo para el caso de que los límites se encuentren en los bordes inferior o superior, es posible estimar una imagen completa del pez a partir de dos frames consecutivos.

El procedimiento aplicado se basa en una velocidad promedio de los peces estimada experimentalmente. Para realizar la unión, se corrige la orientación de la región de ambos frames y se calcula el centroide de las mismas como se muestra en las figura 4.29 a, b, c, d. Posteriormente se alinean los centroides de ambas regiones y se traslapan de acuerdo con el desplazamiento estimado como se muestra en la figura 4.29-e. En la Fig. 4.30 se muestra el diagrama de flujo de dicha subrutina.

4.6.4.4. Cálculo de orientación de los blobs

A partir de los parámetros obtenidos mediante la función *regionprops* es posible estimar la orientación del pez. Para esta aplicación se decidió utilizar los momentos centrales de segundo orden descritos en la sección 2.5.2.3, los cuales permiten determinar el eje de menor momento de inercia y su ángulo respecto al eje *y*, permitiendo el cálculo de su orientación. Con este ángulo se rota la región bajo estudio eliminando el problema que podría presentarse durante la clasificación por variaciones en la orientación del objeto.

4.6.4.5. Descripción de forma

Para la clasificación por especie, los objetos son descritos a partir de la distancia de su centroide al contorno del mismo en 16 puntos separados 22.5° cada uno. Para evitar variaciones en la clasificación por la escala, las distancias son normalizadas. En la figura 4.31 se muestra un ejemplo de este procesamiento y el vector obtenido. Además se obtiene el valor de la relación largo y ancho a partir de la *bounding box* hallada mediante la función *regionprops*.

Figura 4.28 Diagrama de flujo de almacenamiento de datos. (a) Clasificación por tamaño. (b) Clasificación por especie.

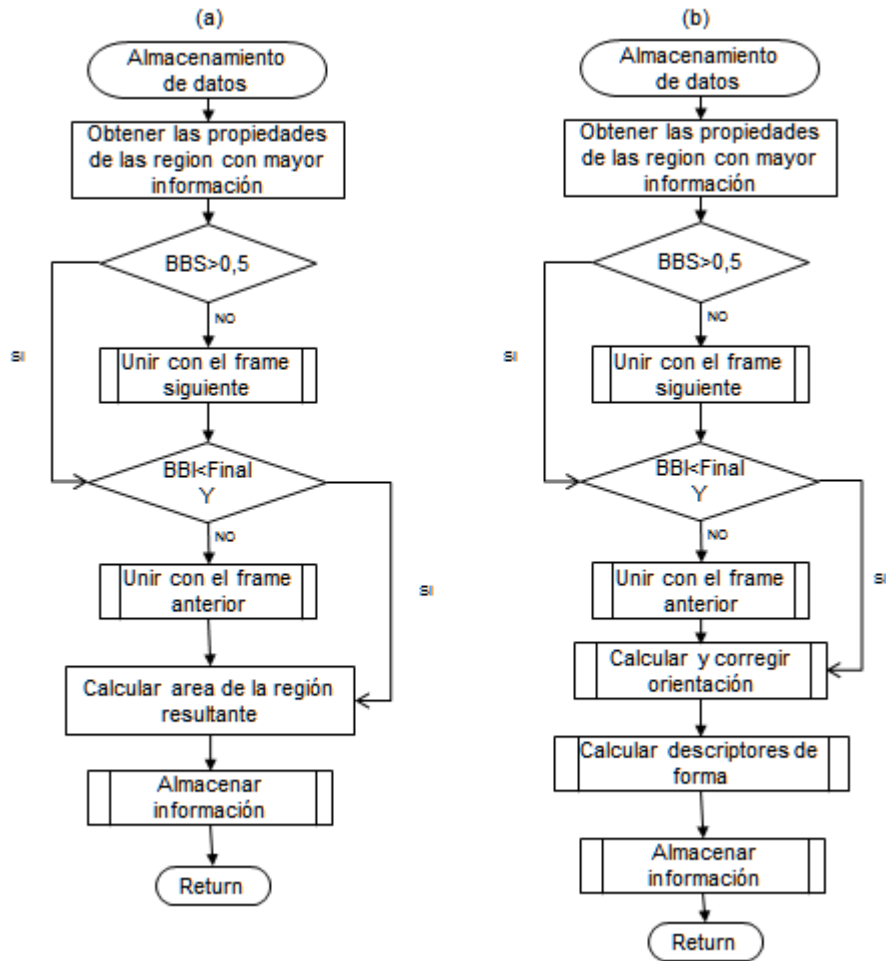


Figura 4.29 Ejemplo unión de blobs.

(a) Imagen segmentada frame principal. (b) Imagen segmentada frame posterior. (c) Imagen segmentada frame principal con orientación corregida. (d) Imagen segmentada frame posterior con orientación corregida. (e) Resultado de la unión de ambos frames.

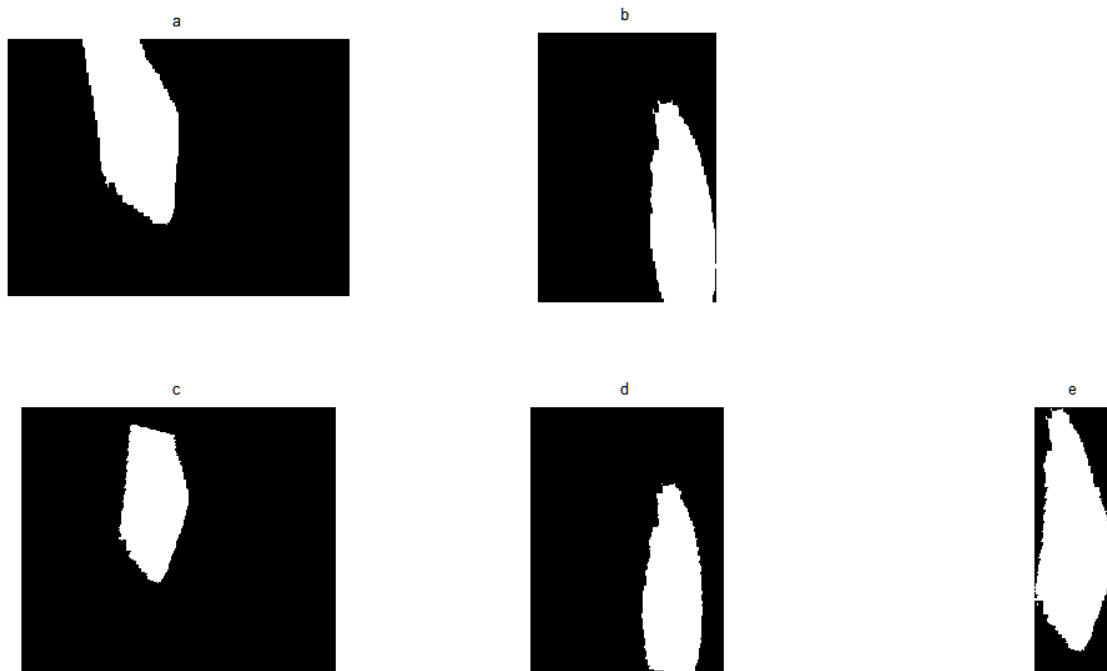


Figura 4.30 Diagrama de flujo de unión de blobs de frames consecutivos.

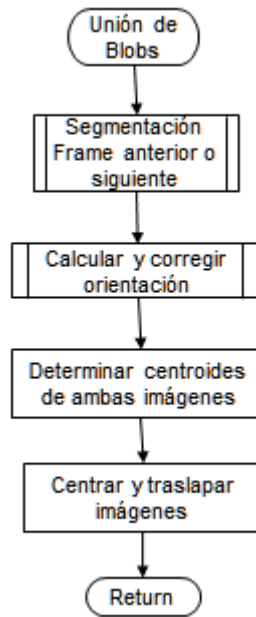
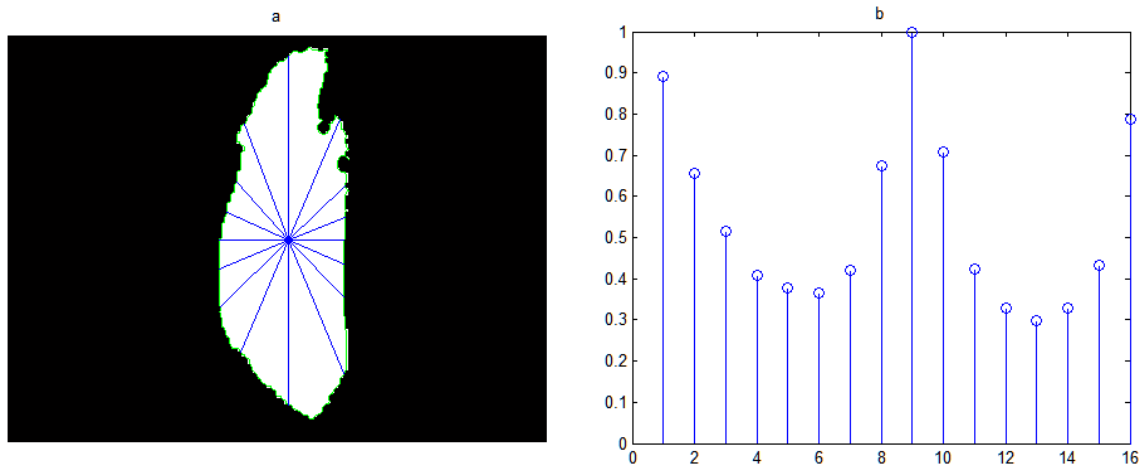


Figura 4.31 Ejemplo representación de forma



4.6.5. Determinación de clases

Hasta el momento se han establecido las características a usar para determinar si un objeto detectado pertenece a una clase determinada. Para definir el tamaño se tienen el área y el grosor; para determinar la especie, se tiene un vector con las distancias desde el centroide hacia varios puntos, normalizadas para evitar problemas de escalamiento.

4.6.5.1. Clasificación por tamaño

Para la clasificación por tamaño se calcula el volumen del objeto a partir del producto entre el área y el grosor estimados. En el algoritmo se plantean dos tipos de clasificación, una por tamaños discretos de cada pez dependiente de la especie, de tal forma que clasifica entre los 7 u 8 tamaños de acuerdo con la especie que se esté clasificando, y otra por rangos de tamaños (pequeño, mediano y grande) independiente de la especie.

A partir del valor calculado para el volumen se realiza la comparación con los valores mostrados en la tabla 4.1, de acuerdo con el tipo de clasificación escogida por el usuario, y se selecciona el valor con el que se obtenga la menor diferencia en el caso de tamaños discretos y en el rango en el que se encuentre para la clasificación por rangos. En la figura 4.32 se presenta el diagrama de flujo de esta etapa.

Tabla 4.1 Valores de volumen utilizados para la clasificación por tamaño.

(a) Clasificación en tamaños discretos. (b) Clasificación por rangos de tamaño.

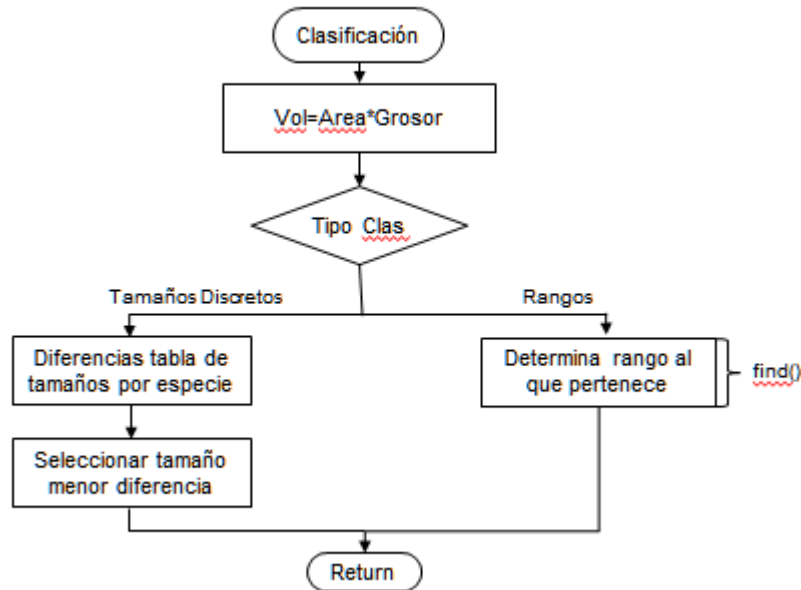
(a)

| Especie | Tilapia Roja | Trucha Arcoiris |
|----------------|---------------------------------|---------------------------------|
| Tamaño | Volumen [px³] | Volumen [px³] |
| 1 | 42000 | 42000 |
| 2 | 56000 | 84000 |
| 3 | 115500 | 105000 |
| 4 | 147000 | 136500 |
| 5 | 178500 | 210000 |
| 6 | 280000 | 272000 |
| 8 | 322000 | 312000 |
| 8 | 364000 | |

(b)

| Rango | Volumen [px³] |
|--------------|---------------------------------|
| Pequeño | 42000-100000 |
| Mediano | 100000-210000 |
| Grande | 210000 en adelante |

Figura 4.32 Diagrama de flujo clasificación final por tamaño



4.6.5.2. Clasificación por especie

Para la clasificación por especie se emplea como estrategia el uso de redes neuronales tipo LVQ para determinar la clase a la que pertenece un objeto detectado. Puesto que se maneja un vector de características que describe la forma del objeto y los vectores característicos de cada especie, según experimentación, son discriminantes entre sí en gran medida, se decide usar un clasificador basado en redes neuronales esperando resultados más precisos.

De esta manera, y como se explicará más a fondo en el siguiente capítulo, se realiza el entrenamiento de varias redes tipo LVQ con distintos parámetros (neuronas en capa oculta y tasa de aprendizaje) utilizando vídeos grabados específicamente para entrenamiento.

Posteriormente se ingresa el vector descriptor de forma obtenido como se explica en la sección 4.6.4.5 a una red neuronal seleccionada por el usuario entre las ya entradas, a partir de la cual se clasifica entre las 5 clases mostradas en la tabla 4.2.

Tabla 4.2 Clases definidas para clasificación por especie

| CLASE | DESCRIPCIÓN |
|--------------|----------------------------|
| TR | Tilapia Roja |
| ATR | Alevín Tilapia Roja |
| TA | Trucha Arcoíris |
| ATA | Alevín Trucha Arcoíris |
| NULL | Objetos diferentes a peces |

4.6.6. Almacenamiento de información

La información que se guarda finalmente se separa en dos tablas. En una se consigna el número del frame utilizado; para la clasificación por tamaño el área y el grosor del objeto; y para la clasificación por especie se consigna el vector de características hallado. En la segunda tabla se contabilizan los peces detectados de cada clase, ya sea por tamaño o especie.

4.7. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Los algoritmos de procesamiento planteados para el desarrollo del proyecto, tienen en común las primeras etapas en las cuales se ejecutan procedimientos de vital importancia para la consecución de resultados precisos. La detección de los objetos como resultado de la segmentación, se hace con base en un análisis juicioso de las características del sistema con el que se cuenta, la calidad y aspectos particulares de las imágenes manipuladas. Por tal motivo las características de color juegan el papel más importante para diferenciar los peces del fondo, a pesar de su dinamismo. Es importante mencionar que este dinamismo es ocasionado por el constante cambio que sufre el fondo debido a la circulación del agua y el brillo generado por la iluminación con la cintilla led.

Aunque parezca redundante, la aplicación de varios tipos de procesamiento en las imágenes permite ajustar detalles que, aunque sean mínimos, pueden afectar los resultados finales. Así, los umbrales de color establecen una primera aproximación; las mejoras morfológicas suavizan y enfocan más el verdadero objeto; y el filtro de áreas termina de definir dónde están las regiones que realmente representan un objeto de interés.

Se abordaron los tres objetivos de procesamiento de las imágenes de forma individual, trabajándolos a partir de las imágenes con los objetos ya detectados. El conteo se fundamentó en un tracking de los objetos, haciendo un análisis particular de los centroides en frames consecutivos; se planteó una solución alrededor del cálculo del área y el grosor de los objetos para clasificar por tamaño; y para clasificar por especie se determinó el uso de una serie de distancias

medidas desde el centroide del objeto hacia puntos de interés en el perímetro del mismo. Finalmente, a partir de cada una de las soluciones propuestas, se logra obtener una síntesis de la información más valiosa para quienes requieran efectuar análisis del contenido de peces en un estanque de cultivo: cantidad, tamaño y especie de los peces trasladados de un estanque a otro.

5. PRUEBAS Y RESULTADOS

5.1. INTRODUCCIÓN

Se aborda la estrategia implementada para evaluar el funcionamiento de los algoritmos desarrollados para el conteo y la clasificación de peces en el sistema propuesto. Se plantea un protocolo de pruebas diferente para cada algoritmo (conteo, clasificación por tamaño y clasificación por especie) con el fin de validar cada una de sus etapas, sometiéndolos a condiciones exigentes para determinar sus alcances y robustez para desempeñar la función correspondiente.

Las pruebas se realizaron sobre secuencias de vídeo capturadas en el sistema hardware descrito en el capítulo 3 de este documento, con objetos sintéticos que simulan a las dos especies de peces bajo estudio circulando a través de las tuberías. Estos son impulsados por una corriente continua de agua generada gracias la bomba sumergible. Todos los procedimientos de captura y procesamiento de los vídeos se ejecutaron utilizando el software descrito en el capítulo 4.

Los objetos sintéticos se construyeron utilizando un material impermeable y liviano, tomando formas de las dos especies de peces bajo estudio. Para simular la tilapia roja, se utilizó material de color rojo y se elaboraron 27 peces repartidos en 8 tamaños diferentes. La Tabla 5.1 muestra la distribución de los peces en sus tamaños y la Figura 5.1 las imágenes de los mismos y una tilapia real para apreciar su similitud en cuanto a forma. Por otra parte, para simular la trucha arco iris se usó material de color verde y se construyeron 24 peces distribuidos en 7 tamaños diferentes. La Tabla 5.2 enseña la repartición de los peces en sus tamaños, mientras la Figura 5.2 entrega una imagen de cada uno y la comparación general en términos de características morfológicas con la trucha real.

Tabla 5.1 Distribución de tamaños de los objetos – tilapia roja.

| | | | | | | | | |
|-----------------|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Tamaño | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| Cantidad | 4 | 5 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |

Tabla 5.2 Distribución de tamaños de los objetos – trucha arco iris.

| | | | | | | | |
|-----------------|---|---|---|---|---|---|---|
| Tamaño | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
| Cantidad | 4 | 4 | 4 | 3 | 3 | 3 | 3 |

Figura 5.1 Objetos – tilapia roja y pez real para comparación.

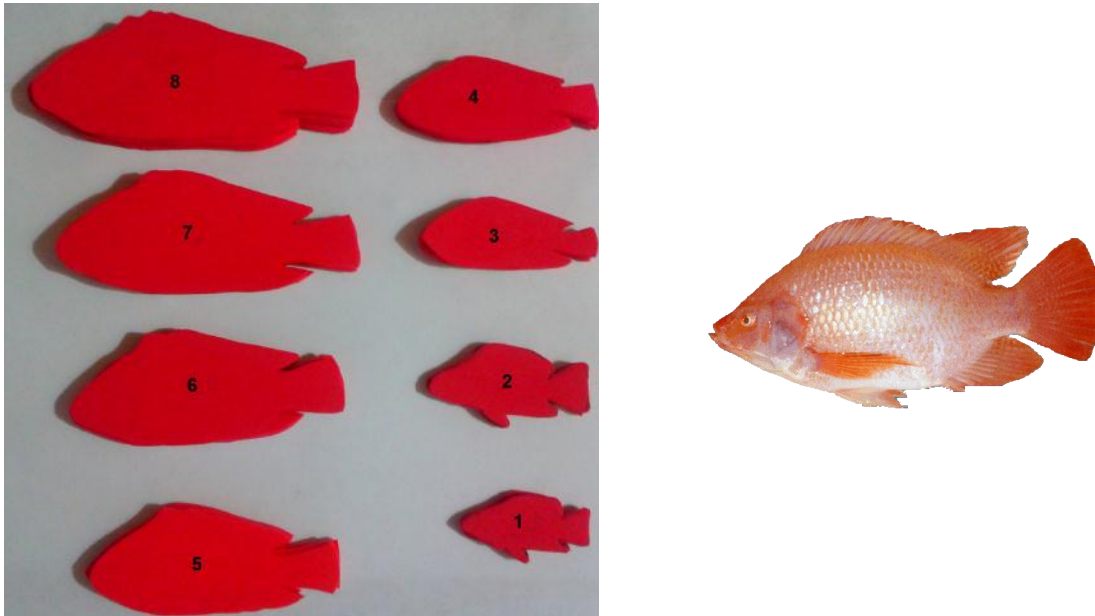
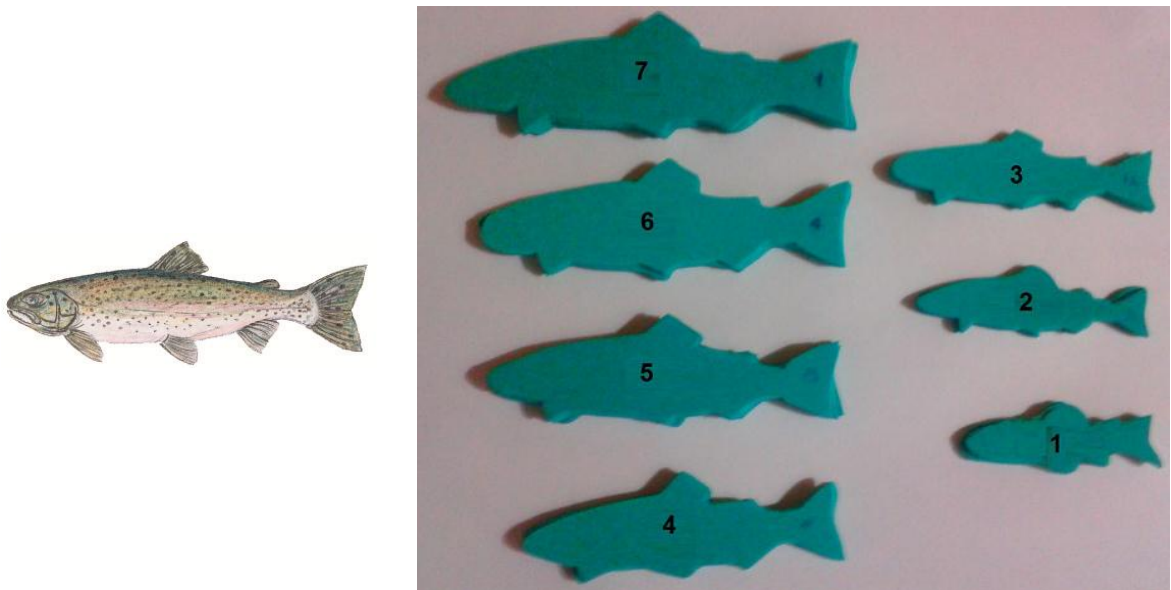


Figura 5.2 Objetos – trucha arco iris y pez real para comparación



Pueden observarse claras similitudes entre los objetos peces y el animal real, además de las diferencias propias existentes que tienen las dos especies entre sí. Es importante mencionar que existe una diferencia entre los objetos y los peces

reales en relación con su comportamiento: el movimiento al nadar en el agua. Sin embargo, al atravesar la tubería dicho movimiento es imperceptible pues la velocidad a la que se trasladan los animales no permite detectar alguna diferencia entre un pez que se mueve intentando nadar y un objeto con forma de pez que se desplaza por la circulación del agua. El desempeño del sistema podría afectarse por el movimiento de los peces reales en el caso que un pez de gran peso y tamaño atravesase la tubería, pues al intentar nadar puede hacer más lento el desplazamiento y obligar al sistema a detectarlo por muchos más frames consecutivos en escena.

5.2. PRUEBAS PARA CONTEO

Con el objetivo de determinar la precisión y sensibilidad del algoritmo desarrollado ante distintas situaciones e identificar fallas y posibles mejoras, se planteó un protocolo de pruebas en el cual se manipulan todas las variables que podrían afectar el comportamiento del algoritmo. Estas son:

- Cantidad de peces
- Especie
- Tamaño de peces
- Frecuencia de paso de los peces

Para el análisis de los resultados obtenidos, se definen tres medidas de fiabilidad utilizadas comúnmente en la evaluación de los algoritmos de conteo: la precisión, la sensibilidad y el número f (f-score).

La *precisión* indica la cantidad de objetos bien contados con respecto al total de objetos contados. Se calcula mediante la siguiente expresión matemática:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Falsos Positivos}}$$

La *sensibilidad* mide la cantidad de objetos bien contados con respecto al total de objetos que deberían haberse contado. Se obtiene usando la expresión matemática:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Falsos Negativos}}$$

El *f-score* es una medida que promedia las dos anteriores, entregando un dato que califica la fiabilidad del sistema. Se obtiene con la expresión:

$$f - \text{score} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Sensibilidad}}{\text{Precision} + \text{Sensibilidad}}$$

A continuación se describe cada prueba y se exponen los resultados y el análisis de los mismos.

5.2.1. Prueba 1

5.2.1.1. Descripción

En esta prueba se utilizan un total de 10 peces con los tamaños más pequeños de las especies bajo estudio, es decir, los tamaños 1, 2 y 3 según se referencia en las tablas 5.1 para tilapia y 5.2 para trucha. Se graban 3 vídeos para esta prueba, usando 5 peces de una especie y 5 de otra, pasando a través de la tubería uno por uno cada 5 segundos.

5.2.1.2. Resultados y análisis

La tabla 5.3 contiene los resultados de la prueba ejecutada mientras que la tabla 5.4 los parámetros con que se configuró cada una de las repeticiones con los distintos vídeos.

Tabla 5.3 Resultados obtenidos Prueba No. 1

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|------------------|
| 1 | prot1_1.mat | 235 | 10 | 10 | 10 | 0 | 0 |
| 2 | prot1_2.mat | 271 | | 14 | 10 | 4 | 0 |
| 3 | prot1_2.mat | 271 | | 10 | 9 | 1 | 1 |
| 4 | prot1_2.mat | 271 | | 10 | 10 | 0 | 0 |
| 5 | prot1_3.mat | 280 | | 11 | 10 | 1 | 0 |
| 6 | prot1_3.mat | 280 | | 9 | 9 | 0 | 1 |

Tabla 5.4 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 1

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|----------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 140 | 240 | 150 | 150 | 200 | 15 | disk | 3 | 100 | 120 |
| 2 | | | | | | | | | 150 | 150 | 200 | | | 3 | | |
| 3 | | | | | | | | | 200 | 200 | 300 | | | 5 | | |
| 4 | | | | | | | | | 100 | 100 | 1000 | | | 5 | | |
| 5 | | | | | | | | | 100 | 100 | 1000 | | | 5 | | |
| 6 | | | | | | | | | 100 | 100 | 1300 | | | 5 | | |

Como puede apreciarse, se realizaron varias repeticiones con los vídeos 2 y 3 (prot1_2.mat y prot1_3.mat) variando los umbrales de Rojo, Verde y Área, además de la dimensión del elemento estructural utilizado en las mejoras morfológicas de la etapa de segmentación. Los parámetros restantes se dejaron constantes y de esta forma se realizó una especie de primer entrenamiento buscando la configuración ideal para el mejor funcionamiento del algoritmo en las condiciones presentes en los vídeos. La tabla 5.5 muestra los cálculos de las medidas de fiabilidad obtenidos para los resultados de la prueba ejecutada en cada una de sus repeticiones.

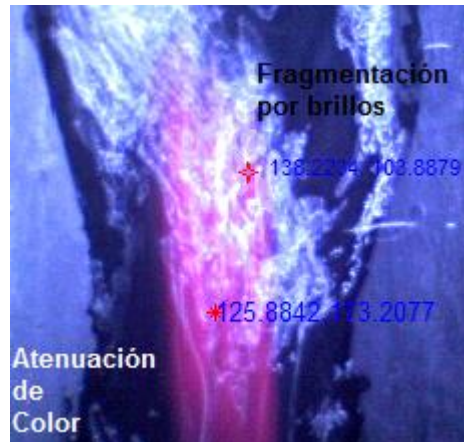
Tabla 5.5 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 1.

| # Rep | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-SCORE |
|-------|---------------|---------------|---------------|
| 1 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 2 | 71,43% | 100,00% | 83,33% |
| 3 | 90,00% | 90,00% | 90,00% |
| 4 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 5 | 90,91% | 100,00% | 95,24% |
| 6 | 100,00% | 90,00% | 94,74% |
| | 92,06% | 96,67% | 93,88% |

Los incrementos en los umbrales se determinaron para contrarrestar los efectos generados por el brillo de la luz de la cintilla led sobre el agua en circulación. Dado que los peces pasan por la tubería a través del agua, su coloración se atenúa y la presencia de brillos o iluminaciones sobre el agua por la cual van pasando, afecta la segmentación y produce una fragmentación en cada objeto detectado. De esta forma, se incrementan los falsos positivos tal como sucede en la repetición No. 2

de esta prueba. La Figura 5.3 presenta un ejemplo de los errores que se presentan.

Figura 5.3 Ejemplo de los efectos generados por el agua en los peces.



Incrementando el umbral de área y la dimensión del elemento estructural se corrige el problema de fragmentación por brillos, ya que se exige que el sistema detecte sólo los objetos con mayor área y que a su vez depure mucho más la segmentación con más píxeles en la transformación morfológica. Por su parte, la atenuación de color se mejora disminuyendo los umbrales de rojo y verde. De esta forma, teniendo en cuenta que se realizó un proceso de ajuste de parámetros, se obtiene un buen promedio de precisión, sensibilidad y f-score, superiores todos al 90%.

5.2.2. Prueba 2

5.2.2.1. Descripción

En esta prueba nuevamente se utilizan 10 peces de los tamaños más pequeños, empleando 5 de una especie y 5 de la otra. En este caso se graban 3 vídeos donde los peces se envían uno detrás de otro separados entre sí por la menor cantidad de tiempo posible.

5.2.2.2. Resultados y análisis

La tabla 5.6 contiene los resultados de la prueba ejecutada mientras que la tabla 5.7 los parámetros con que se configuraron las 3 repeticiones.

Tabla 5.6 Resultados obtenidos Prueba No. 2

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|------------------|
| 1 | prot2_1.mat | 167 | 10 | 10 | 9 | 1 | 1 |
| 2 | prot2_2.mat | 150 | | 8 | 8 | 0 | 2 |
| 3 | prot2_3.mat | 115 | | 8 | 8 | 0 | 2 |

Tabla 5.7 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 2

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|-------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | 1200 | | | | | |
| 2 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 120 | 240 | 100 | 100 | 1000 | 15 | disk | 5 | 100 | 120 |
| 3 | | | | | | | | | | | 1000 | | | | | |

En este caso sólo hubo una pequeña variación en el umbral de área buscando mejorar los resultados pues el envío de los peces uno tras otro implica la aparición de los peces a mayor frecuencia y con imágenes poco precisas por la velocidad a la que pasan por la escena y por los tamaños escogidos para la prueba. La tabla 5.8 entrega los cálculos de las medidas de fiabilidad para esta prueba.

Se observan resultados menos satisfactorios que en la prueba anterior, por lo que se puede decir que la frecuencia de paso de los peces pequeños afecta el rendimiento del sistema aunque se realicen ajustes a los parámetros. Así, se generan falsos negativos pues se omite el conteo de varios objetos que ingresan a la imagen después de la zona límite definida. Según las medidas de fiabilidad, se tiene un sistema con buena precisión (no inserta falsos positivos) pero baja sensibilidad (más inserción de falsos negativos) calificando el f-score con un promedio de 89.3%.

Tabla 5.8 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 2.

| # Rep | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-SCORE |
|-------|---------------|---------------|---------------|
| 1 | 90,00% | 90,00% | 90,00% |
| 2 | 100,00% | 80,00% | 88,89% |
| 3 | 100,00% | 80,00% | 88,89% |
| | 96,67% | 83,33% | 89,26% |

5.2.3. Prueba 3

5.2.3.1. Descripción

La tercera prueba realizada mantiene la misma cantidad, tamaño y distribución de peces de las dos anteriores, pero varía la frecuencia de paso. Se envía primero 1 pez solo; luego 2 peces juntos o separados por muy poco tiempo entre sí; a continuación 3 peces lo más juntos posible y después los 4 restantes uno detrás de otro.

5.2.3.2. Resultados y análisis

Los resultados de la prueba ejecutada y los parámetros que caracterizan al algoritmo en las 3 repeticiones se registran en las tablas 5.9 y 5.10 respectivamente.

Tabla 5.9 Resultados obtenidos Prueba No. 3

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|------------------|
| 1 | prot3_1.mat | 261 | 10 | 10 | 10 | 0 | 0 |
| 2 | prot3_2.mat | 235 | | 10 | 10 | 0 | 0 |
| 3 | prot3_3.mat | 257 | | 10 | 10 | 0 | 0 |

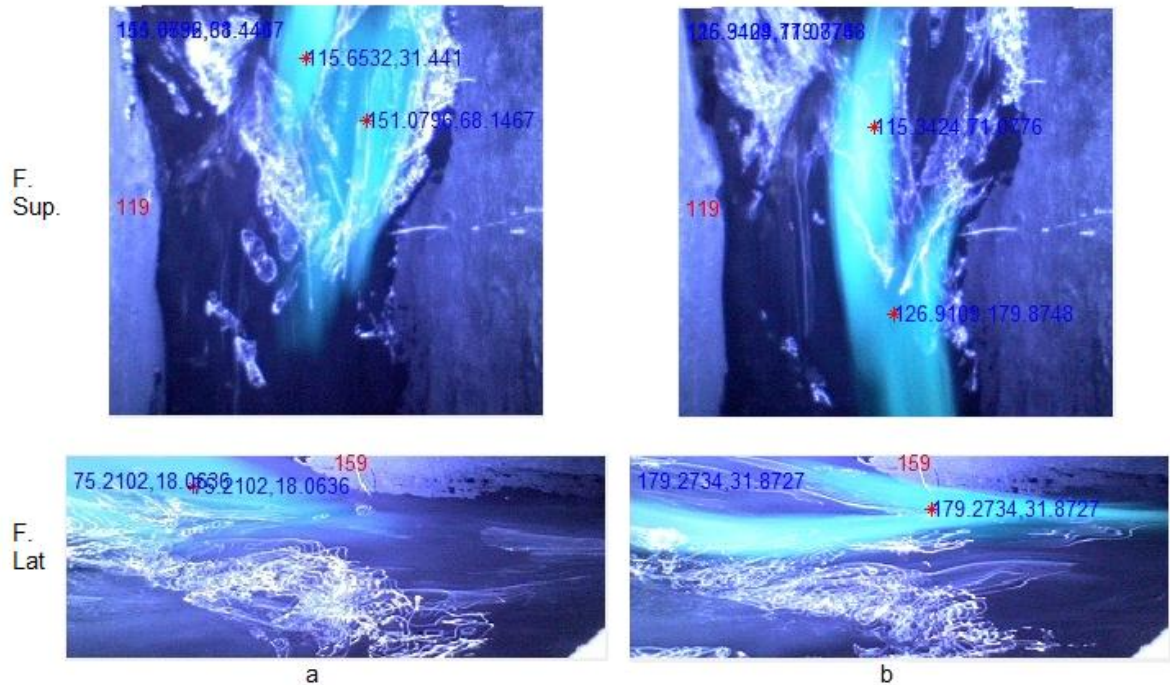
Tabla 5.10 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 3

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|-------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 120 | 240 | 100 | 100 | 1000 | 15 | disk | 5 | 100 | 120 |
| 3 | | | | | | | | | | | | | | | | |

Se observa que los parámetros para configurar el algoritmo se dejaron constantes en las tres pruebas debido a lo satisfactorio de los resultados obtenidos. Esta era una prueba exigente para el algoritmo pues permitía validar el conteo cuando en escena se presentaba más de un objeto existiendo la posibilidad de oclusiones. Como se esperaba, el sistema detectó correctamente la entrada de nuevos objetos en presencia de otros, y al existir oclusiones se verificó la utilidad final del

uso de dos cámaras en las posiciones definidas pues una de las dos vistas permitió la detección correcta de la cantidad real de peces en escena.

Figura 5.4 Ejemplo de detección de peces ante oclusiones – Prueba 3.



Las figuras 5.4-a y 5.4-b muestran dos frames consecutivos de una de las secuencias de prueba en donde se aprecian tanto la vista Superior como Lateral. En este par de frames están pasando dos peces juntos en escena, y como se observa en la vista lateral parece detectarse un solo pez mientras en la vista superior se detectan los dos, realizando un conteo acertado en una situación exigente.

Finalmente la tabla 5.11 enseña los cálculos de las medidas de fiabilidad para el algoritmo en esta prueba, obteniendo el mejor resultado posible con un f-score del 100%.

Tabla 5.11 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 3.

| # Repet. | PRECISION | SENSIBILIDAD | F- SCORE |
|-------------|----------------|----------------|----------------|
| 1 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 2 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 3 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| | 100,00% | 100,00% | 100,00% |

5.2.4. Prueba 4

5.2.4.1. Descripción

En esta prueba hay una variación en cuanto a la cantidad de peces y los tamaños, pero se mantiene constante la frecuencia de paso. Se graban 3 vídeos registrando el paso de 16 peces de una sola especie, utilizando los de mayor tamaño y enviándolos separados cerca de 3 segundos entre sí.

5.2.4.2. Resultados y análisis

La ejecución de las 3 repeticiones se realizó utilizando los parámetros que se muestran en la tabla 5.13 y arrojando los resultados que se registran en la tabla 5.12.

Tabla 5.12 Resultados obtenidos Prueba No. 4

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|-------------|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|-------------------------|---------------------|---------------------|
| 1 | prot4_1.mat | 399 | 16 | 17 | 16 | 1 | 0 |
| 2 | prot4_2.mat | 433 | | 16 | 16 | 0 | 0 |
| 3 | prot4_3.mat | 454 | | 16 | 16 | 0 | 0 |

Tabla 5.13 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 4

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|----------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | 1500 | | | | 100 | 120 |
| 2 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 120 | 240 | 100 | 100 | 1800 | 15 | disk | 5 | 100 | 120 |
| 3 | | | | | | | | | | | 2000 | | | | 110 | 120 |

Como puede apreciarse en la tabla 5.13 en esta prueba se realizaron variaciones en el umbral de área y en el límite superior de entrada de peces para cada repetición. Esto se debe al incremento en el tamaño de los objetos que atraviesan la tubería pues reportan un área mayor y un umbral inadecuado podría insertar falsos positivos por el inconveniente ya mencionado del brillo sobre el agua. El único falso positivo se observa en la primera repetición donde el umbral de área y el límite de entrada son los menores de las tres repeticiones.

La tabla 5.14 enseña los resultados de las medidas de fiabilidad para esta prueba, observándose una muy buena calificación.

Tabla 5.14 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 4.

| # Repet. | PRECISION | SENSIBILIDAD | F- SCORE |
|-------------|---------------|----------------|---------------|
| 1 | 94,12% | 100,00% | 96,97% |
| 2 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 3 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| | 98,04% | 100,00% | 98,99% |

5.2.5. Prueba 5

5.2.5.1. Descripción

La prueba 5 consiste en incrementar la cantidad de peces que atraviesan la tubería, enviando la totalidad de peces de una misma especie separados por el menor tiempo posible entre sí. Se graban entonces 3 vídeos, dos de ellos con los peces representación de tilapia roja (27) y el otro con los peces representación trucha arco iris (24).

5.2.5.2. Resultados y análisis

Las tablas 5.15 y 5.16 muestran los resultados y los parámetros de configuración de las repeticiones ejecutadas para esta prueba.

Tabla 5.15 Resultados obtenidos Prueba No. 5

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|----------|-------------|--------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|------------------|
| 1 | prot5_1.mat | 972 | 27 | 27 | 27 | 0 | 0 |
| 2 | prot5_2.mat | 663 | 24 | 24 | 23 | 1 | 1 |
| 3 | prot5_3.mat | 904 | 27 | 28 | 27 | 1 | 0 |

Tabla 5.16 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 5

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|-------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 120 | 240 | 100 | 100 | 2000 | 15 | disk | 5 | 110 | 120 |
| 3 | | | | | | | | | | | | | | | | |

Al incrementar la cantidad de objetos y teniendo en cuenta los resultados de las pruebas anteriores, podrían esperarse una mayor cantidad de falsos positivos y falsos negativos. Sin embargo, manteniendo constantes los parámetros en las tres repeticiones, se obtuvieron muy buenos resultados. En esta prueba puede observarse una pequeña diferencia en el procesamiento de los peces tipo trucha con respecto a los tipo tilapia, introduciendo más falsos positivos y negativos la trucha que la tilapia. Esto podría soportarse en el color verde, cuya segmentación en presencia del brillo del agua puede dificultarse un poco más en algunas situaciones puntuales.

Los resultados de las medidas de fiabilidad calculadas se aprecian en la tabla 5.17, observando promedios de precisión, sensibilidad y f-score alrededor del 98%.

Tabla 5.17 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 5.

| # Repet. | PRECISION | SENSIBILIDAD | F- SCORE |
|-------------|-----------|--------------|-------------|
| 1 | 100,00% | 100,00% | 100,00% |
| 2 | 95,83% | 95,83% | 95,83% |
| 3 | 96,43% | 100,00% | 98,18% |
| | 97,42% | 98,61% | 98,01% |

5.2.6. Prueba 6

5.2.6.1. Descripción

En esta última prueba se utilizan todos los peces disponibles de las dos especies para validar el funcionamiento del algoritmo ante una cantidad mucho mayor de objetos. Así, se graban 3 vídeos en los cuales 52 peces atraviesan la tubería enviados uno tras otro con el menor tiempo de separación entre sí.

5.2.6.2. Resultados y análisis

Los resultados obtenidos para las tres repeticiones de esta prueba se aprecian en la tabla 5.18. Por su parte, la tabla 5.19 enseña los parámetros utilizados para configurar el algoritmo.

Tabla 5.18 Resultados obtenidos Prueba No. 6

| # Repet. | Workspace | Total Frames | Peces Reales | Conteo Total | Verdaderos Positivos | Falsos Positivos | Falsos Negativos |
|-------------|-------------|-----------------|-----------------|-----------------|-------------------------|---------------------|---------------------|
| 1 | prot6_1.mat | 2157 | 51 | 53 | 50 | 3 | 1 |
| 2 | prot6_2.mat | 1839 | 51 | 54 | 50 | 4 | 1 |
| 3 | prot6_3.mat | 2037 | 51 | 53 | 48 | 5 | 3 |

Tabla 5.19 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 6

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | STREL | | LÍMITES | |
|----------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|------|-----|-------|-----|---------|-----|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | R | G | AREA | DIF | TIPO | DIM | FS | FL |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | 25 | 280 | 0 | 240 | 0 | 320 | 120 | 240 | 100 | 100 | 2000 | 15 | disk | 5 | 110 | 120 |
| 3 | | | | | | | | | | | | | | | | |

Al igual que en la prueba anterior, al incrementar el número de objetos se espera un incremento en los falsos positivos y negativos que se insertan. En este caso se dejaron constantes los parámetros del algoritmo en las tres repeticiones y se obtuvieron resultados bastantes satisfactorios. Los falsos positivos se presentan por las mismas razones que en las pruebas anteriores, es decir, el brillo sobre el agua que en situaciones puntuales fragmenta un objeto y altera el conteo. Por su parte, los falsos negativos se presentan cuando los peces ingresan y el centroide es detectado más allá de la zona límite de entrada, o cuando el agua y la velocidad con que pasa el pez atenúan demasiado su tonalidad roja o verde y la segmentación falla en su detección.

La tabla 5.20 enseña los resultados de las medidas de fiabilidad reportando una calificación alrededor del 95%.

Tabla 5.20 Medidas de fiabilidad para el algoritmo en la Prueba 6.

| # Repet. | PRECISION | SENSIBILIDAD | F- SCORE |
|-------------|-----------|--------------|-------------|
| 1 | 94,34% | 98,04% | 96,15% |
| 2 | 92,59% | 98,04% | 95,24% |
| 3 | 90,57% | 94,12% | 92,31% |
| | 92,50% | 96,73% | 94,57% |

5.3. PRUEBAS PARA CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO

Para el análisis de los resultados obtenidos, se calcula una matriz de confusión para cada grupo de pruebas a partir de la cual se estiman los valores de *precisión*, *sensibilidad* y métrica f por cada clase, como se indicó en la sección 5.2. Además se obtienen dos medidas de número f (f-score), generales para cada conjunto de pruebas, una realizando un promedio micro y otra macro.

El *f-score* es una medida que promedia las métricas *precisión* y *sensibilidad*, entregando un dato que califica la fiabilidad del sistema. Para obtener el *f-score* de la totalidad del sistema se pueden utilizar dos tipos de promedio, micro y macro.

En el promedio micro las métricas son calculadas globalmente sobre las decisiones de cada categoría, de tal manera que se le da el mismo peso a cada objeto como se muestra en las siguientes expresiones matemáticas:

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^M VP_i}{\sum_{i=1}^M (VP_i + FP_i)} \quad Sensibilidad = \frac{\sum_{i=1}^M VP_i}{\sum_{i=1}^M (VP_i + FN_i)}$$

$$f_{(micro)} = 2 * \frac{Precision * Sensibilidad}{Precision + Sensibilidad}$$

donde M es el número de categorías. Este tipo de promedio provee mayor información sobre las clases más grandes dado que su magnitud está mayormente determinada por la cantidad de verdaderos positivos [MANNING 2008].

Con el promedio macro se obtiene la métrica *f* sobre cada categoría individualmente y posteriormente se promedian los valores de *f*. En este caso a cada categoría se le asigna el mismo peso. Las expresiones matemáticas utilizadas para su cálculo son:

$$f(i) = 2 * \frac{Precision(i) * Sensibilidad(i)}{Precision(i) + Sensibilidad(i)} \quad f_{(macro)} = \frac{\sum_{i=1}^M f(i)}{M}$$

donde M es el número de categorías. El promedio macro se ve dominado por las clases con menor frecuencia debido a que su magnitud depende de la métrica *f* obtenida para cada clase.

Para establecer la precisión de las medidas dimensionales determinadas para cada objeto se promediaron las diferencias entre las dimensiones extraídas para cada pez y la medida real que se debía determinar para dicho pez. Esto se ve expresado en los cálculos de Error Área (%) y Error Grosor (%).

A continuación se describe cada prueba y se exponen los resultados y el análisis de los mismos.

5.3.1. Prueba 1

5.3.1.1. Descripción

En esta prueba se utiliza un total de 26 peces cuyos tamaños se muestran en la tabla 5.21. Se graban 3 vídeos para esta prueba, usando 13 peces de cada especie, pasando a través de la tubería uno por uno cada 3 segundos.

Tabla 5.21 Relación de cantidades de peces por especie y tamaño.

| | | | | | | | | | | |
|------------------------|-----------------|---|---|---|---|---|---|---|---|--------------|
| TILAPIA ROJA | Tamaño | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
| | Cantidad | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 13 |
| TRUCHA ARCOIRIS | Tamaño | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | | |
| | Cantidad | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | | 13 |

5.3.1.2. Resultados y análisis

Se ejecutó el algoritmo 3 veces por cada prueba variando los parámetros de la umbralización por colores, en búsqueda de los valores que permitieran detectar más peces en las secuencias de vídeo mientras se mantuvo constante la dimensión de los elementos estructurales utilizados para las operaciones morfológicas. En la tabla 5.22 se presentan los parámetros configurados para cada repetición. En las tablas 5.23 a la 5.25 se muestran las matrices de confusión para cada grupo de umbrales y por cada especie, además de las métricas calculadas para cada clase, y los errores en la estimación de las medidas de los peces. En la tabla 5.26 se presentan las métricas f para cada grupo de umbrales.

Tabla 5.22 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 1

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | | STREL | | |
|-------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|-----|-----|--------|-------|------|------|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | RS | GS | RL | GL | Grosor | TIPO | DIMS | DIML |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | 90 | 320 | 0 | 240 | 0 | 320 | 100 | 240 | 210 | 210 | 200 | 200 | 150 | disk | 3 | 2 |
| 2 | | | | | | | | | 200 | 200 | 190 | 190 | 140 | | | |
| 3 | | | | | | | | | 190 | 190 | 180 | 180 | 120 | | | |
| 4 | | | | | | | | | 210 | 210 | 200 | 200 | 150 | | | |
| 5 | | | | | | | | | 200 | 200 | 190 | 190 | 140 | | | |
| 6 | | | | | | | | | 190 | 190 | 180 | 180 | 120 | | | |
| 7 | | | | | | | | | 210 | 210 | 200 | 200 | 150 | | | |
| 8 | | | | | | | | | 200 | 200 | 190 | 190 | 140 | | | |
| 9 | | | | | | | | | 190 | 190 | 180 | 180 | 120 | | | |

Tabla 5.23 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 1, 4 y 7.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 3 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 3 | 1 | 0 | 0 | 6 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 5 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 2 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 6 | 10 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 39 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|------|------|------|-----|------|-----|-----|-------|
| No clas. | 0 | 100 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5,13 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 50 | 16,7 | 0 | 0 | 17,95 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 33,3 | 0 | 0 | 12,82 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 50 | 0 | 10,26 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 50 | 100 | 28,21 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 1 | 0,33 | 0,5 |
| 3 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 4 | 0,75 | 0,5 | 0,6 |
| 5 | 0,5 | 0,5 | 0,5 |
| 6 | 1 | 0,83 | 0,91 |
| 7 | 1 | 0,33 | 0,5 |
| 8 | 0,6 | 1 | 0,75 |

(d)

| TAMAÑO | No clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 7 |
| 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 |
| 2 | 1 | 0 | 2 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 6 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 1 | 0 | 6 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4 | 2 | 0 | 7 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 3 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 5 |
| TOTAL | 1 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 40 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|------|------|------|------|------|------|------|-------|
| No clas. | 0 | 66,7 | 33,3 | 33,3 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 15,38 |
| 1 | 100 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2,56 |
| 2 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2,56 |
| 3 | 0 | 0 | 33,3 | 66,7 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 12,82 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 5,13 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 16,7 | 0 | 12,82 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 83,3 | 33,3 | 23,08 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 15,38 |
| TOTAL | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 2 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 3 | 1 | 0,5 | 0,67 |
| 4 | 0,83 | 0,83 | 0,83 |
| 5 | 0,57 | 0,67 | 0,62 |
| 6 | 0,67 | 0,33 | 0,44 |
| 7 | 1 | 0,83 | 0,91 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 21,87 | 23,29 |
| Trucha | 13,54 | 13,54 |

Tabla 5.24 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 2, 5 y 8.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 3 | 1 | 0 | 0 | 7 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 5 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 0 | 4 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 3 | 6 | 11 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 39 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|------|------|------|-----|------|-----|-----|-------|
| No clas. | 0 | 100 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5,13 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 50 | 16,7 | 0 | 0 | 17,95 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 33,3 | 0 | 0 | 12,82 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 50 | 0 | 10,26 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 50 | 100 | 28,21 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0,33 | 0 |
| 2 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 3 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 4 | 0,67 | 0,33 | 0,44 |
| 5 | 0,43 | 0,5 | 0,46 |
| 6 | 0,4 | 0,33 | 0,36 |
| 7 | 0,67 | 0,33 | 0,44 |
| 8 | 0,5 | 1 | 0,67 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 1 | 0 | 3 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 2 | 0 | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 4 | 2 | 0 | 0 | 0 | 6 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 1 | 0 | 6 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 0 | 4 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 6 | 8 |
| TOTAL | 0 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 39 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|-----|------|------|------|------|-----|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 50 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 1 | 0 | 100 | 0 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 2 | 0 | 0 | 50 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 15,38 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 83,3 | 16,7 | 0 | 15,38 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 10,26 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 16,7 | 100 | 20,51 |
| TOTAL | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0,75 | 1 | 0,86 |
| 2 | 0,75 | 0,5 | 0,6 |
| 3 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 4 | 1 | 0,67 | 0,8 |
| 5 | 0,83 | 0,83 | 0,83 |
| 6 | 1 | 0,67 | 0,8 |
| 7 | 0,75 | 1 | 0,86 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 16,84 | 18,37 |
| Trucha | 14,19 | 12,81 |

Tabla 5.25 Matriz de confusión prueba 1 repeticiones 3, 6 y 9.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 2 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 3 | 0 | 0 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 4 | 3 | 0 | 0 | 10 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 3 | 1 | 6 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 5 | 9 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 39 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|------|------|------|------|------|------|-----|-------|-------|
| No clas. | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2,56 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 66,7 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 3 | 0 | 0 | 33,3 | 66,7 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5,13 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 7,69 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 50 | 66,7 | 50 | 0 | 0 | 25,64 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 50 | 16,67 | 15,38 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 50 | 83,33 | 23,08 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0,5 | 0,67 | 0,57 |
| 3 | 0,5 | 0,67 | 0,57 |
| 4 | 0,5 | 0,17 | 0,25 |
| 5 | 0,67 | 0,33 | 0,44 |
| 6 | 0,3 | 0,5 | 0,38 |
| 7 | 0,5 | 0,5 | 0,5 |
| 8 | 0,56 | 0,83 | 0,67 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| 2 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 4 | 0 | 0 | 6 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 5 | 0 | 7 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 6 | 7 |
| TOTAL | 0 | 3 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 39 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|------|------|------|------|------|-----|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 100 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12,82 |
| 2 | 0 | 0 | 66,7 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12,82 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 16,7 | 0 | 0 | 0 | 12,82 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 50 | 0 | 0 | 0 | 10,26 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 66,7 | 0 | 0 | 15,38 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 83,3 | 0 | 17,95 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,7 | 100 | 17,95 |
| TOTAL | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0,6 | 1 | 0,75 |
| 2 | 0,8 | 0,67 | 0,73 |
| 3 | 0,8 | 0,67 | 0,73 |
| 4 | 0,75 | 0,5 | 0,6 |
| 5 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 6 | 0,71 | 0,83 | 0,77 |
| 7 | 0,86 | 1 | 0,92 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 12,93 | 24,44 |
| Trucha | 11,51 | 17,75 |

Tabla 5.26 Métricas f obtenidas para cada grupo de umbrales de la prueba 1.

| Umbral | Tilapia Roja | | Trucha Arcoiris | |
|--------|--------------|---------|-----------------|---------|
| | f-micro | f-macro | f-micro | f-macro |
| 1 | 0,56 | 0,55 | 0,64 | 0,59 |
| 2 | 0,51 | 0,46 | 0,77 | 0,74 |
| 3 | 0,46 | 0,42 | 0,74 | 0,74 |

A partir de los resultados obtenidos en esta prueba se determinó que la configuración usada para las repeticiones 3, 6 y 9 permite detectar la mayor cantidad de peces sin generar falsos positivos, como se muestra en las tablas 5.25.a y d, además de obtener el menor error en la estimación del área. Sin embargo con estos parámetros el error en la estimación del grosor del pez se ve incrementado respecto a las otras dos pruebas, como se puede observar al comparar las tablas 5.23.g, 5.24.g, 5.25.g, afectando la clasificación de los objetos. Por ende se determinó que la mejor configuración de umbrales para el algoritmo es la combinación de los umbrales para la imagen superior utilizados en las repeticiones 3, 6 y 9 y los umbrales para la imagen lateral utilizados en las repeticiones 2, 5 y 8, la cual se utilizó para el resto de pruebas.

5.3.2. Prueba 2

5.3.2.1. Descripción

Para esta prueba se utilizó un pez por cada tamaño de cada especie, utilizando en total 15 peces. Se grabaron tres vídeos en los que los peces fueron enviados cada 5 segundos. Se busca determinar la configuración más apropiada para los elementos estructurales utilizados en el proceso de mejoras morfológicas.

5.3.2.2. Resultados y análisis

Se ejecutó el algoritmo 3 veces por cada vídeo variando la dimensión de los elementos estructurales utilizados para las operaciones morfológicas, mientras se mantuvo constante los parámetros de las umbralizaciones por color. En la tabla 5.27 se presentan los parámetros configurados para cada repetición. En las tablas 5.28 a la 5.30 se muestran las matrices de confusión para cada grupo de elementos estructurales y por cada especie. En la tabla 5.31 se presentan las métricas f para cada grupo de elementos estructurales.

Tabla 5.27 Parámetros configurados en las repeticiones de la Prueba No. 2

| # Rep | REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | | STREL | | |
|-------|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|-----|-----|--------|-------|------|------|
| | F. Superior | | | | F. Lateral | | | | RS | GS | RL | GL | Grosor | TIPO | DIMS | DIML |
| | X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 1 | | | | | | | | | | | | | | | 3 | 2 |
| 2 | | | | | | | | | | | | | | | 5 | 3 |
| 3 | | | | | | | | | | | | | | | 7 | 4 |
| 4 | | | | | | | | | | | | | | | 3 | 2 |
| 5 | 90 | 320 | 0 | 240 | 0 | 320 | 100 | 240 | 190 | 190 | 180 | 180 | 140 | disk | 5 | 3 |
| 6 | | | | | | | | | | | | | | | 7 | 4 |
| 7 | | | | | | | | | | | | | | | 3 | 2 |
| 8 | | | | | | | | | | | | | | | 5 | 3 |
| 9 | | | | | | | | | | | | | | | 7 | 4 |

Tabla 5.28 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 1, 4 y 7.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 3 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 4 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 5 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 4 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 2 | 0 | 0 | 5 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 3 | 2 | 7 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 24 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-----|-------|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 33,33 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8,33 |
| 3 | 0 | 0 | 33,33 | 66,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12,50 |
| 4 | 0 | 66,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8,33 |
| 5 | 0 | 0 | 66,67 | 0 | 33,33 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 16,67 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 66,67 | 66,67 | 0 | 0 | 20,83 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 4,17 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 33,33 | 0 | 100 | 66,67 | 29,17 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |
| 4 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0,40 | 0,67 | 0,50 |
| 7 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0,29 | 0,67 | 0,40 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 3 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 4 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 3 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 0 | 3 | 3 | 10 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 21 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|------|------|------|------|------|-----|-----|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4,76 |
| 3 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9,52 |
| 4 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9,52 |
| 5 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 33,3 | 33,3 | 0 | 0 | 14,29 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 14,29 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 66,7 | 0 | 100 | 100 | 47,62 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 1 | 0,33 | 0,5 |
| 3 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 6 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 0,3 | 1 | 0,46 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 17,76 | 19,08 |
| Trucha | 12,99 | 19,6 |

Tabla 5.29 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 2, 5 y 9.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Porcentajes de error por comisión y omisión tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Porcentajes de error por comisión y omisión trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|----------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 3 | 0 | 2 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 5 |
| 4 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 2 | 0 | 0 | 5 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 1 | 4 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 3 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 24 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|------|------|------|------|------|------|------|-------|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 33,3 | 0 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12,5 |
| 3 | 0 | 66,7 | 33,3 | 33,3 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 20,83 |
| 4 | 0 | 0 | 66,7 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12,5 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 66,7 | 66,7 | 0 | 0 | 20,83 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 66,7 | 33,33 | 16,67 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 33,3 | 33,33 | 12,5 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 4,17 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0,2 | 0,33 | 0,25 |
| 4 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 5 | 0,4 | 0,67 | 0,5 |
| 6 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 8 | 1 | 0,33 | 0,5 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 |
| 3 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 4 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 0 | 7 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 21 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|------|------|------|------|------|------|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 100 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14,29 |
| 2 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 9,52 |
| 3 | 0 | 0 | 33,3 | 33,3 | 66,7 | 0 | 0 | 0 | 19,05 |
| 4 | 0 | 0 | 33,3 | 33,3 | 33,3 | 66,7 | 66,7 | 0 | 33,33 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 0 | 33,3 | 0 | 9,52 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 66,7 | 9,52 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,3 | 4,76 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 0,5 | 0,33 | 0,4 |
| 3 | 0,25 | 0,33 | 0,29 |
| 4 | 0,14 | 0,33 | 0,2 |
| 5 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 1 | 0,33 | 0,5 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 17,11 | 18,25 |
| Trucha | 17,38 | 22,17 |

Tabla 5.30 Matriz de confusión prueba 2 repeticiones 3, 6 y 9.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 3 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 4 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 | 1 | 1 | 5 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 3 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 | 3 |
| TOTAL | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 24 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| No clas. | 0 | 66,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8,33 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 33,33 | 33,33 | 33,33 | 33,33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16,67 |
| 3 | 0 | 0 | 66,67 | 0 | 33,33 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 16,67 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 33,33 | 33,33 | 0 | 0 | 0 | 12,5 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 66,67 | 33,33 | 33,33 | 20,83 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 0 | 66,67 | 0 | 12,5 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 66,67 | 12,5 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0,25 | 0,33 | 0,29 |
| 3 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 5 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0,67 | 0,67 | 0,67 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|---|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 |
| 2 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 3 |
| 3 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 2 | 2 | 0 | 7 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| TOTAL | 0 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 21 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|----------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| No clas. | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 100 | 33,33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19,05 |
| 2 | 0 | 0 | 33,33 | 33,33 | 0 | 33,33 | 0 | 0 | 14,29 |
| 3 | 0 | 0 | 33,33 | 0 | 66,67 | 0 | 0 | 0 | 14,29 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 66,67 | 33,33 | 66,67 | 66,67 | 0 | 33,33 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 33,33 | 9,52 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 4,76 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33,33 | 4,76 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0,75 | 1 | 0,86 |
| 2 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 3 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0,14 | 0,33 | 0,2 |
| 5 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 |
| 7 | 1 | 0,33 | 0,5 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 16,62 | 15,6 |
| Trucha | 11,03 | 14,3 |

Tabla 5.31 Métricas f obtenidas para cada grupo de elementos estructurales de la prueba 2.

| Elementos estructurales | Tilapia Roja | | Trucha Arcoiris | |
|-------------------------|--------------|---------|-----------------|---------|
| | f-micro | f-macro | f-micro | f-macro |
| 1 | 0,56 | 0,55 | 0,22 | 0,16 |
| 2 | 0,51 | 0,46 | 0,33 | 0,3 |
| 3 | 0,46 | 0,42 | 0,24 | 0,29 |

En las tablas 5.29.g y 5.30.g se puede observar una mejora en los errores de grosor y de área respecto a los obtenidos en la prueba 1 y en las repeticiones 1,4 y 7. Las repeticiones 3, 6 y 9 presentan falsos negativos, debido a que algunos de los objetos son divididos o reducidos a una región que no supera el umbral de área establecido. Con esto se determinó que la mejor configuración de los elementos estructurales fue la utilizada para las repeticiones 2, 5 y 8, cuyos resultados se encuentran consignados en la tabla 5.29. Además se puede observar una limitación del algoritmo para la clasificación de los peces de los tamaños más pequeños a pesar de las variaciones en los elementos estructurales.

5.3.3. Prueba 3

5.3.3.1. Descripción

En esta prueba se busca establecer la efectividad del sistema con los parámetros determinados en las pruebas anteriores para la clasificación de la totalidad de los peces, para lo cual se grabaron tres vídeos en los que se enviaron 52 peces (28 tilapias y 24 truchas).

5.3.3.2. Resultados y análisis

En la tabla 5.32 se presentan las matrices de confusión para cada especie, además de las métricas calculadas para cada clase, y los errores en la estimación de las medidas de los peces. En la tabla 5.33 se presentan las métricas f obtenidas para el algoritmo en esta prueba.

Tabla 5.32 Matriz de confusión prueba 3.

(a) Tilapia roja. (b) Tilapia Roja porcentajes. (c) Métricas tilapia roja. (d) Trucha arcoiris. (e) Trucha arcoiris porcentajes. (f) Métricas trucha arcoiris. (g) Error porcentual en la medición de los peces.

(a)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|---------|----|----|---|---|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 4 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 1 | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 2 | 0 | 3 | 2 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 |
| 3 | 0 | 0 | 2 | 3 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 |
| 4 | 0 | 0 | 2 | 4 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 5 | 0 | 0 | 5 | 0 | 4 | 5 | 6 | 0 | 0 | 20 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 6 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 5 | 2 | 8 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 7 | 10 |
| TOTAL | 0 | 15 | 15 | 9 | 9 | 9 | 9 | 9 | 9 | 84 |

(b)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | TOTAL |
|--------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| No clas. | 0 | 26,67 | 26,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9,52 |
| 1 | 0 | 53,33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9,52 |
| 2 | 0 | 20 | 13,33 | 22,22 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8,33 |
| 3 | 0 | 0 | 13,33 | 33,33 | 44,44 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10,71 |
| 4 | 0 | 0 | 13,33 | 44,44 | 0 | 22,22 | 0 | 0 | 0 | 9,52 |
| 5 | 0 | 0 | 33,33 | 0 | 44,44 | 55,56 | 66,67 | 0 | 0 | 23,81 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 | 22,22 | 11,11 | 22,22 | 0 | 7,14 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 | 55,56 | 22,22 | 9,52 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 | 22,22 | 77,78 | 11,9 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 0,53 | 0,7 |
| 2 | 0,29 | 0,13 | 0,18 |
| 3 | 0,33 | 0,33 | 0,33 |
| 4 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0,25 | 0,56 | 0,34 |
| 6 | 0,17 | 0,11 | 0,13 |
| 7 | 0,63 | 0,56 | 0,59 |
| 8 | 0,7 | 0,78 | 0,74 |

(d)

| TAMAÑO | No Clas | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|--------------|---------|----|----|----|---|---|---|---|-------|
| No clas. | 0 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 1 | 0 | 1 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 |
| 2 | 0 | 2 | 3 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 |
| 3 | 0 | 1 | 2 | 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 9 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 3 | 2 | 1 | 0 | 0 | 6 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 2 | 6 | 3 | 1 | 2 | 14 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2 | 4 | 8 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 4 | 5 | 3 | 12 |
| TOTAL | 0 | 12 | 12 | 12 | 9 | 9 | 9 | 9 | 72 |

(e)

| TAMAÑO | No clas. | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | TOTAL |
|----------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| No clas. | 0 | 66,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 |
| 1 | 0 | 8,33 | 58,33 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 |
| 2 | 0 | 16,67 | 25 | 16,67 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9,72 |
| 3 | 0 | 8,33 | 16,67 | 41,67 | 0 | 0 | 11,11 | 0 | 12,5 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 25 | 22,22 | 11,11 | 0 | 0 | 8,33 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 16,67 | 66,67 | 33,33 | 11,11 | 22,22 | 19,44 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11,11 | 11,11 | 22,22 | 44,44 | 11,11 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 44,44 | 55,56 | 33,33 | 16,67 |
| TOTAL | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 |

(f)

| TAMAÑO | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------|-----------|--------------|---------|
| No Clas. | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0,13 | 0,08 | 0,1 |
| 2 | 0,43 | 0,25 | 0,32 |
| 3 | 0,56 | 0,42 | 0,48 |
| 4 | 0,33 | 0,22 | 0,27 |
| 5 | 0,21 | 0,33 | 0,26 |
| 6 | 0,25 | 0,22 | 0,24 |
| 7 | 0,25 | 0,33 | 0,29 |

(g)

| Especie | Error Area [%] | Error Grosor [%] |
|---------|----------------|------------------|
| Tilapia | 24,15 | 21,72 |
| Trucha | 36,91 | 29,17 |

Tabla 5.33 Métricas f obtenidas para la prueba 3.

| Tilapia Roja | | Trucha Arcoiris | |
|--------------|---------|-----------------|---------|
| f-micro | f-macro | f-micro | f-macro |
| 0,37 | 0,38 | 0,26 | 0,28 |

En esta prueba final se puede apreciar el efecto de los peces de tamaños más pequeños sobre los resultados obtenidos por los algoritmos, dado que estos son los que se encuentran en mayor cantidad. El error en la estimación de las medidas se incrementó considerablemente debido a que al pasar a una mayor velocidad los peces pequeños que los grandes se genera un desenfoque mayor de la imagen y por lo tanto se estiman medidas mayores a las reales. Finalmente se pudo determinar que el algoritmo falla en su objetivo de clasificar cada tamaño discretamente a causa de la ineficacia en la estimación de las medidas y el aumento del error por el producto entre el área y el volumen. A raíz de esto se propone una última prueba para validar el funcionamiento del algoritmo en otro contexto.

5.3.4. Prueba 4

5.3.4.1. Descripción

Utilizando los mismos vídeos de la prueba 3 se busca establecer los resultados obtenidos para la clasificación por rangos de tamaño independientes de la especie. Así, se manejan tres clases: pequeño, que agrupa los tamaños 1 y 2; mediano que agrupa los tamaños 3 a 5; y grande que toma los tamaños 6 a 8.

5.3.4.2. Resultados y análisis

En la tabla 5.34 se presentan los resultados obtenidos para la prueba 4 con la clasificación por rangos.

Tabla 5.34 Resultados clasificación por rangos de tamaño prueba 4

(a) Matriz de confusión (b) Matriz de confusión porcentajes. (c) Métricas por cada clase (d) Métricas F del algoritmo.

(a)

| Clase | No clas | Pequeño | Mediano | Grande | Total |
|----------------|---------|---------|---------|--------|-------|
| No clas | 0 | 16 | 0 | 0 | 16 |
| Pequeño | 0 | 26 | 4 | 0 | 30 |
| Mediano | 0 | 12 | 44 | 10 | 66 |
| Grande | 0 | 0 | 9 | 35 | 44 |
| Total | 0 | 54 | 57 | 45 | 156 |

(b)

| Clase | No clas | Pequeño | Mediano | Grande | Total |
|----------------|---------|---------|---------|--------|-------|
| No clas | 0 | 29,63 | 0 | 0 | 10,26 |
| Pequeño | 0 | 48,15 | 7,02 | 0 | 19,23 |
| Mediano | 0 | 22,22 | 77,19 | 22,22 | 42,31 |
| Grande | 0 | 0 | 15,79 | 77,78 | 28,21 |
| Total | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 |

(c)

| CLASE | PRECISION | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|----------------|-----------|--------------|---------|
| No clas | 0 | 0 | 0 |
| Pequeño | 0,87 | 0,48 | 0,62 |
| Mediano | 0,67 | 0,77 | 0,72 |
| Grande | 0,8 | 0,78 | 0,79 |

(d)

| f-micro | f-macro |
|---------|---------|
| 0,67 | 0,71 |

Teniendo en cuenta los resultados de esta última prueba, puede determinarse que el algoritmo propuesto para clasificación por tamaño es aplicable en un esquema donde se manejen menos clases, pues se obtiene una calificación promedio cercana al 72%. De igual forma, de evaluar estos resultados se concluye nuevamente que la clasificación de los peces más pequeños es la que más inconvenientes reporta debido a la dificultad de determinar mediciones precisas de las características de área y de grosor. Así mismo, aunque la última prueba se midió independiente de la especie, las pruebas anteriores reportan mayor dificultad en la clasificación de truchas. Esto puede deberse a imprecisiones en la segmentación debido al dinamismo del fondo y la atenuación de los verdes con los azules del agua y el brillo.

5.4. PRUEBAS PARA CLASIFICACIÓN POR ESPECIE

Para realizar las pruebas del módulo de clasificación por especie se obtuvo un conjunto de 304 objetos a partir de 9 vídeos. Los objetos se dividieron en 5 clases, tilapia roja, alevín de tilapia roja, trucha arcoíris, alevín de trucha arcoíris y objetos que no son peces. La distribución de los objetos por clases se presenta en la tabla 5.35.

Tabla 5.35 Distribución de objetos usados para la clasificación por especie.

| CLASE | DESCRIPCIÓN | CANTIDAD | PORCENTAJE |
|--------------|----------------------------|----------|------------|
| TR | Tilapia Roja | 110 | 36,07 |
| ATR | Alevín Tilapia Roja | 43 | 14,21 |
| TA | Trucha Arcoíris | 111 | 36,61 |
| ATA | Alevín Trucha Arcoíris | 26 | 8,74 |
| NULL | Objetos diferentes a peces | 14 | 4,37 |
| TOTAL | | 304 | 100 |

A partir de este conjunto se utilizó un 60% para realizar el entrenamiento de las redes y el 40% para la validación manteniendo la misma distribución entre las clases. Las muestras resultantes se presentan en las tablas 5.36 a y b.

Tabla 5.36 (a) Objetos utilizados para entrenamiento del sistema. (b) Objetos utilizados para validación del sistema.

(a)

| CLASE | CANTIDAD | PORCENTAJE |
|--------------|----------|------------|
| TR | 66 | 36,07 |
| ATR | 26 | 14,21 |
| TA | 67 | 36,61 |
| ATA | 16 | 8,74 |
| NULL | 8 | 4,37 |
| TOTAL | 183 | 100,00 |

(b)

| CLASE | CANTIDAD | PORCENTAJE |
|--------------|----------|------------|
| TR | 44 | 36,36 |
| ATR | 17 | 14,05 |
| TA | 44 | 36,36 |
| ATA | 10 | 8,26 |
| NULL | 6 | 4,96 |
| TOTAL | 121 | 100,00 |

5.4.1. Prueba 1

5.4.1.1. Descripción

Se entrenaron 6 redes neuronales tipo LVQ mediante la función de aprendizaje *learnlv1* de MATLAB manteniendo fijo el número de iteraciones y variando la cantidad de neuronas en la capa oculta y la tasa de aprendizaje. Para todas las redes se utilizó el mismo conjunto de datos tanto para entrenamiento como para la validación. Se decidió iniciar el número de neuronas de la capa oculta en 15 considerando las subclases que se podrían generar debido a las variaciones que se presentan entre los objetos segmentados para una misma clase. En la tabla 5.37 se presentan los parámetros configurados para cada una de las redes.

Tabla 5.37 Parámetros configurados para el entrenamiento de las redes LVQ.

| # LVQ | Neuronas Capa Oculta | Tasa de aprendizaje | Iteraciones |
|-------|----------------------|---------------------|-------------|
| 1 | 15 | 0.01 | 400 |
| 2 | 15 | 0.1 | 400 |
| 3 | 20 | 0.01 | 400 |
| 4 | 20 | 0.1 | 400 |
| 5 | 30 | 0.01 | 400 |
| 6 | 30 | 0.1 | 400 |

5.4.1.2. Resultados y análisis

En las tablas 5.38 a la 5.43 se muestran las matrices de confusión obtenidas para cada LVQ junto con las métricas calculadas y en la tabla 5.44 se presentan las métricas f para cada red.

Tabla 5.38 Resultados LVQ 1. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|-------|----|-----|----|-----|------|-------|
| TR | 39 | 11 | 12 | 3 | 4 | 69 |
| ATR | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| TA | 4 | 6 | 32 | 7 | 1 | 50 |
| ATA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| NULL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 60,94 | 88,64 | 72,22 |
| ATR | 100 | 5,88 | 0 |
| TA | 68,75 | 75 | 71,74 |
| ATA | 0 | 0 | 0 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.39 Resultados LVQ 2. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|-------|----|-----|----|-----|------|-------|
| TR | 36 | 11 | 11 | 4 | 5 | 67 |
| ATR | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TA | 8 | 6 | 33 | 5 | 1 | 53 |
| ATA | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| NULL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 53,73 | 81,82 | 64,86 |
| ATR | 0 | 0 | 0 |
| TA | 62,26 | 75 | 68,04 |
| ATA | 100,00 | 10,00 | 18,18 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.40 Resultados LVQ 3. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|--------------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|------------|
| TR | 39 | 8 | 10 | 2 | 5 | 64 |
| ATR | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| TA | 2 | 5 | 33 | 8 | 0 | 48 |
| ATA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| NULL | 3 | 3 | 1 | 0 | 0 | 7 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 60,94 | 88,64 | 72,22 |
| ATR | 100 | 5,88 | 11,11 |
| TA | 68,75 | 75 | 71,74 |
| ATA | 0 | 0 | 0 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.41 Resultados LVQ 4. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|--------------|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|------------|
| TR | 42 | 11 | 16 | 3 | 4 | 76 |
| ATR | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TA | 2 | 5 | 28 | 7 | 1 | 43 |
| ATA | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2 |
| NULL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 55,26 | 95,45 | 70 |
| ATR | 0 | 0 | 0 |
| TA | 65,12 | 63,64 | 64,37 |
| ATA | 0 | 0 | 0 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.42 Resultados LVQ 5. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|--------------|----|-----|----|-----|------|-------|
| TR | 36 | 9 | 12 | 2 | 5 | 64 |
| ATR | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TA | 8 | 8 | 32 | 8 | 0 | 56 |
| ATA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| NULL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 56,25 | 81,82 | 66,67 |
| ATR | 0 | 0 | 0 |
| TA | 57,14 | 72,73 | 64 |
| ATA | 0 | 0 | 0 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.43 Resultados LVQ 6. (a) Matriz de confusión. (b) Métricas por cada clase.

(a)

| CLASE | TR | ATR | TA | ATA | NULL | TOTAL |
|--------------|----|-----|----|-----|------|-------|
| TR | 38 | 8 | 10 | 1 | 2 | 59 |
| ATR | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TA | 6 | 9 | 34 | 9 | 3 | 61 |
| ATA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| NULL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOTAL | 44 | 17 | 44 | 10 | 6 | 121 |

(b)

| CLASE | PRECISIÓN | SENSIBILIDAD | F-CLASE |
|-------|-----------|--------------|---------|
| TR | 64,41 | 86,36 | 73,79 |
| ATR | 0 | 0 | 0 |
| TA | 55,74 | 77,27 | 64,76 |
| ATA | 0 | 0 | 0 |
| NULL | 0 | 0 | 0 |

Tabla 5.44 Métricas F calculadas para cada red LVQ.

| # LVQ | F-micro | F-macro |
|-------|---------|---------|
| 1 | 58,68 | 27,42 |
| 2 | 57,85 | 26,58 |
| 3 | 60,33 | 31,01 |
| 4 | 57,85 | 26,87 |
| 5 | 56,2 | 26,13 |
| 6 | 59,5 | 27,71 |

A partir de los resultados obtenidos se observa que no hay mayor variación entre las salidas de las redes aunque la red utilizada en la repetición 3 presentó el mejor performance individual para las clases TA y TR y general de acuerdo con las métricas F.

En general el sistema no es capaz de reconocer las clases de los alevines ni la clase null, lo que se ve reflejado principalmente en los valores para el F-macro. Esto en parte se debe a la alta parcialización de la red producida por las muestras utilizadas para el entrenamiento, donde el 72.72% corresponde a las clases TA y TR. Por otro lado la velocidad con la que pasan los alevines, debido a su bajo volumen, produce un efecto de distorsión de la imagen del objeto de interés como se muestra en la figura 5.5, lo cual no permite lograr una buena diferenciación entre las clases.

Otra fuente de error para este procedimiento ocurre en aquellos casos en que la unión de blobs, cuando el pez no aparece completo dentro de un frame, es incorrecta por una orientación diferente del pez en el frame a unir, o inexistente si no se alcanza a detectar pez en el frame siguiente o anterior, modificando en gran medida la forma del pez como se muestra en la figura 5.6.

Figura 5.5 Efectos de la velocidad de los alevines en las imágenes segmentadas utilizadas para clasificación

(a) Imagen Original. (b) Imagen resultante de la segmentación.



Figura 5.6 Imágenes con fallas en la unión de blobs.

(a) Unión de blobs incorrecta. (b) Unión de blobs no posible.



Observando las matrices de confusión se puede determinar que la red logra diferenciar mejor los peces de la clase TR presentando un promedio de 5,67 falsos negativos aunque también presenta la tasa más alta de falsos positivos con un promedio de 28,16 por repetición. La clase TA por su parte presenta un promedio de 12 falsos negativos y 19.83 falsos positivos por repetición.

El sistema clasificó la clase ATA en un 73.33% dentro de la clase TA obteniéndose la mayor proporción de este caso en la repetición número 6 con un 90%. Las redes empleadas presentaron una leve preferencia para la clasificación de la clase ATR clasificándola en un 56,86% de las veces dentro de la clase TR.

Comparando entre especies de peces, sin discriminar el tamaño, se puede decir que hay una mayor precisión y el sistema es capaz de diferenciar entre la Tilapia Roja y la Truca Arcoiris, sin discriminar si son o no alevines.

5.5. ANÁLISIS GENERAL DEL SISTEMA

Una vez ejecutadas todas las pruebas para validación de los algoritmos propuestos, puede concluirse que los resultados obtenidos son muy satisfactorios para el conteo y un poco menos para los algoritmos de clasificación. De las pruebas pueden determinarse los parámetros que más favorecen el funcionamiento de los algoritmos. Las tablas 5.45 a 5.47 muestran esta información.

Tabla 5.45 Resumen de características de funcionamiento para algoritmo de conteo.

| Tamaño Pez | Umbrales | | | | Elemento Estructural | | Límites | |
|------------|-----------------|---|-------------|---------------|----------------------|-----|----------|-----------|
| | G | R | Área | Dif | Tipo | Dim | FS | FL |
| Pequeño | Entre 100 y 150 | | 800 - 1000 | Entre 10 y 20 | Disk | 5 | ≈ Alto/2 | ≈ Ancho/2 |
| Mediano | | | 1000 - 1500 | | | | | |
| Grande | | | 1500 - 2000 | | | | | |

Tabla 5.46 Resumen de características de funcionamiento algoritmo de clasificación por tamaño

| REGIONES DE INTERÉS | | | | | | | | UMBRALES | | | | | Elem. Estructural | | |
|---------------------|-----|----|-----|------------|-----|-----|-----|----------|-----|-----|-----|--------|-------------------|------|------|
| F. Superior | | | | F. Lateral | | | | RS | GS | RL | GL | GROSOR | TIPO | DIMS | DIML |
| X1 | X2 | Y1 | Y2 | X1 | X2 | Y1 | Y2 | | | | | | | | |
| 90 | 320 | 0 | 240 | 0 | 320 | 100 | 240 | 190 | 190 | 190 | 190 | 120 | disk | 5 | 3 |

Tabla 5.47 Resumen de características de funcionamiento algoritmo de clasificación por especie

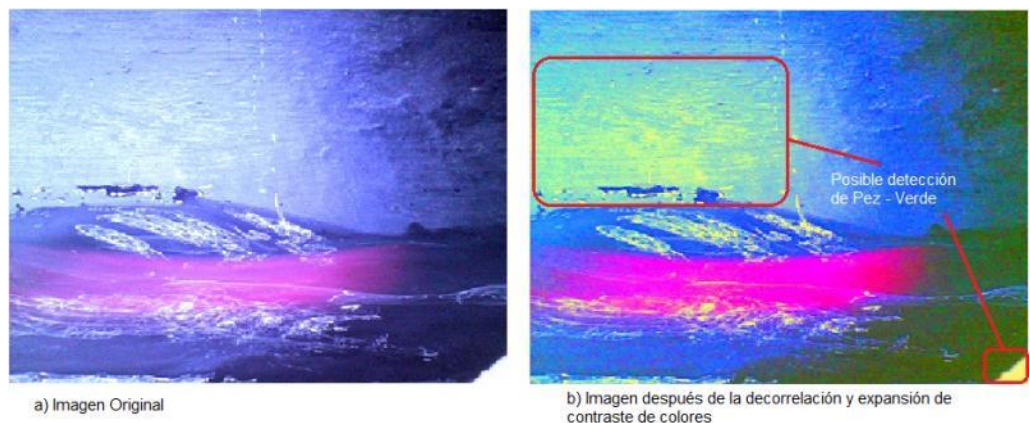
| Neuronas Capa Oculta | Tasa de aprendizaje | Iteraciones |
|----------------------|---------------------|-------------|
| 20 | 0.01 | 400 |

En términos generales se puede decir que es un sistema diseñado a la medida de los algoritmos implementados, hasta cierto punto. Las condiciones que se logran controlar de la escena como la iluminación, inclinación y color de fondo ajustables, permiten parametrizar con mayor precisión los algoritmos y garantizar que los resultados sean independientes de muchos factores a los cuales un sistema de visión artificial es sensible. Los resultados cambiarían considerablemente si no se utilizaran las especies de peces seleccionadas o se emplearan tamaños más grandes de peces. De igual forma, si la metodología de envío de los peces a través de la tubería fuera tal que pasaran más de dos o tres peces simultáneamente, el comportamiento del sistema podría cambiar y arrojar resultados menos satisfactorios.

Por otra parte, es importante mencionar aquellas situaciones que provocan la inserción de falsos positivos y falsos negativos en los resultados finales obtenidos. Las principales causas de error son manejables con una adecuada selección de los parámetros. Los posibles errores se detallan a continuación:

- **Regiones de interés:** Al realizar la decorrelación y expansión del contraste en los colores, una mala selección de la región de interés en la imagen puede generar una expansión mayor de colores y deteriorar el énfasis que se le hace a los rojos y verdes de los peces en escena. La presencia de ventanas u objetos que alteren la coloración azul del fondo y los brillos aproximadamente blancos sobre el agua, podría cambiar el resultado de la segmentación. La Figura 5.7 muestra un ejemplo de inserción de falsos positivos.

Figura 5.7 Ejemplo de mala selección de ROI.



- **Umbral:** Asignar un valor muy grande a los umbrales de Rojo y/o Verde, debilitaría la detección de los peces cuando pasan a gran velocidad y el agua atenúa su color (inserción de falsos negativos). Así mismo, si se

asignan valores muy pequeños, se tiene a detectar los tonos más oscuros de la escena y esto insertaría falsos positivos en mayor cantidad.

- Elemento estructural (mejoras morfológicas): Elegir un valor muy grande para el elemento estructural en la etapa de mejoras morfológicas, podría ocasionar que en el proceso de dilatación de los píxeles encontrados la vecindad no sea tan amplia como se define y se dejen de detectar algunos objetos que si correspondían a peces en la escena. Esto introduciría falsos negativos.
- Límites y umbral diferencia: Estos parámetros controlan el algoritmo de conteo final. Si se asignan límites de entrada de los peces en los frames superior y lateral demasiado pequeños, los peces podrían ser detectados por primera vez en una posición más alejada y ser ignorados por el sistema (falso negativo). Por su parte, asignar límites demasiado grandes podrían ocasionar el sobre-conteo de un mismo pez detectado más de una vez antes del límite establecido. Es en este caso donde el valor de umbral dif juega un papel importante, pues es el que define qué tan alejados deben estar dos centroides de frames consecutivos para ser considerados como peces diferentes. Si este valor es muy pequeño, es posible que en frames consecutivos el mismo pez se haya desplazado poco pero arrojando una diferencia mayor que “umbral dif” y ser contado más de una vez; de igual forma, si el valor es demasiado grande, un pez que se desplace poco entre frames consecutivos se contaría como uno nuevo en cada aparición.

5.6. CONCLUSIONES

Se ejecutaron una serie de pruebas con el fin de validar el funcionamiento de cada uno de los algoritmos que componen el sistema desarrollado, obteniendo resultados muy satisfactorios que permiten afirmar que es un desarrollo robusto para ejecutar el conteo (calificación final de 96% en f-score) y un poco limitado a ciertas condiciones en la clasificación tanto por tamaño como por especie (calificación promedio en f-score de 72% en promedio).

El protocolo de pruebas implementado para cada algoritmo buscaba exigirlo de tal forma que se verificara su comportamiento ante cambios en las variables que pudieran afectarlo (cantidad de peces, especie, tamaño, frecuencia de paso), además de determinar aquellos parámetros que permitían su mejor funcionamiento. De las variables mencionadas la única que influye de alguna manera en la precisión y sensibilidad del algoritmo de conteo es la frecuencia de paso de los peces, pues esta velocidad genera cambios en la imagen que capturan las cámaras y dificulta la detección de los objetos. Por su parte, en los

algoritmos de clasificación influye, además de la frecuencia ya mencionada, el tamaño de los peces pues este parámetro hace más compleja la obtención correcta de las características empleadas para clasificar.

Se identificaron las causas de error más comunes, pertenecientes principalmente a la etapa de segmentación, siendo esta la más crítica de todas por la dificultad que implica detectar objetos en una escena con tantos cambios debido al flujo constante de agua. Sin embargo, los errores pueden minimizarse puesto que los parámetros que influyen en la generación de los mismos son ajustables por el usuario en la interfaz (Región de interés, umbrales, elemento estructural, límites de entrada de peces). Un gran apoyo se encuentra en el Anexo 2 en el manual de usuario de todo el sistema.

La utilización de las medidas de fiabilidad de los algoritmos facilita mucho la elaboración de conclusiones y la caracterización del comportamiento del sistema en las distintas pruebas. Poder “calificar” el algoritmo según la cantidad de falsos positivos y falsos negativos que se presentan en las pruebas, permite definir si hay alguna tendencia hacia alguno de los dos tipos de fallas y establecer cambios para mejorar o atacar dicho problema. En el caso del sistema desarrollado, las medidas arrojan una inserción promedio de fallas similar, por lo que el sistema es equilibrado en este sentido con poca presencia de falsos positivos y negativos (errores alrededor del 4%) en el conteo. En cuanto a la clasificación, se observa una posibilidad de mejora eligiendo un conjunto de clases menos amplio pues los falsos positivos y negativos que se presentan son ocasionados por el uso de subclases tanto en tamaño como en especie.

Los objetos usados en representación de los peces bajo estudio fueron de gran utilidad para ejecutar las pruebas, acercándose mucho a los peces reales en sus características de forma.

6. CONCLUSIONES GENERALES

Se desarrolló un sistema de visión artificial capaz de: capturar mediante cámaras web el paso de peces entre estanques de cultivo a través de una tubería sanitaria de PVC; procesar los vídeos capturados de tal forma que, mediante la detección y extracción de características propias de dos especies de peces, se lleve a cabo el conteo y la clasificación por tamaño y especie de todos los que hagan su aparición en escena; y entregar un resumen de la información resultante del procesamiento que brinde la posibilidad de determinar datos relevantes en el cultivo. Este proyecto involucró la construcción completa del sistema, incluyendo la plataforma hardware para el paso de peces y el software desarrollado para procesar las imágenes y obtener los resultados deseados.

Realizando un estudio detallado de trabajos previos en el campo de la piscicultura, se encontraron distintas técnicas implementadas para el conteo y la clasificación de peces. De ellos se identificaron las posibles fuentes de error para un sistema como el desarrollado, se tomaron las metodologías utilizadas para elegir las técnicas de procesamiento más adecuadas de acuerdo con las características de la escena, y se utilizaron algunos principios implementados principalmente en la clasificación (descriptores de forma, tracking para conteo y umbrales RGB).

Cabe destacar los siguientes aspectos extraídos del estudio de los antecedentes:

- Cuando se tiene una escena donde el fondo es agua en movimiento, utilizar la sustracción de fondo como técnica de segmentación representa un reto importante por su complejidad. Aunque sea una técnica muy efectiva y común, se recomienda mirar otras alternativas que demanden menos tiempo de procesamiento.
- Generalmente las escenas acuáticas manejan una tonalidad predominante. No siempre es azul, pues cuando se trata de escenas bajo el mar o ríos con presencia de algas esta tonalidad puede variar. Identificar esta condición es útil al momento de tomar decisiones para la segmentación.
- Cuando se requiere ejecutar clasificación de objetos, la elección de las características que representarán dichos objetos es vital. Los descriptores de forma son los más utilizados cuando se trata de representar peces.
- En la mayoría de trabajos estudiados, el análisis cuidadoso de las escenas con que se cuenta orienta la selección de las técnicas más adecuadas. Revisar a nivel de pixel, de histogramas, aplicar filtros y determinar comportamientos comunes en los frames de la escena que

se va a procesar, entrega al diseñador de software las claves para desarrollar un sistema óptimo y efectivo.

Especificar las características morfológicas de la tilapia roja y la trucha arco iris permitió definir aquellos parámetros discriminantes útiles a la hora de plantear los algoritmos para segmentación e identificación de los objetos en las imágenes. Además fue fundamental al establecer las medidas de los ejes y de los distintos puntos del perímetro del pez como fundamento para el algoritmo de clasificación por especie.

En la construcción del hardware se eligieron los elementos más adecuados que permitieran minimizar el error introducido por modificaciones en el ambiente de la escena. Así, se controla la iluminación, inclinación y la localización de las cámaras, lo que en gran medida estabiliza ciertas condiciones del sistema. La introducción de dos cámaras que capturan la vista superior y lateral del interior de la tubería, contribuye a la minimización de errores mejorando la detección cuando hay oclusiones en los objetos.

Todo el desarrollo software se fundamentó en la estructura general de un sistema de procesamiento de imágenes, buscando las mejores técnicas o procedimientos de acuerdo con las características de la escena construida. La mayor dificultad se encuentra en la etapa de segmentación de las imágenes, porque la circulación de agua forma parte permanente del fondo. Allí las características de color de los peces fueron las mejores herramientas para elegir un algoritmo para segmentar, acompañado de unos procesos de adecuación posteriores como las mejoras morfológicas y los filtros de área. La etapa final de cada algoritmo (conteo, clasificación por tamaño y por especie) utiliza diferentes características para su ejecución. En el conteo se realiza una aproximación de tracking utilizando el centroide de los objetos detectados; en la clasificación por tamaño se hace uso del área y el grosor de los objetos; y en la clasificación por especie se extraen y comparan las longitudes desde el centro del objeto hacia varios puntos en su perímetro.

Mediante el diseño y ejecución de un protocolo de pruebas para cada algoritmo implementado, se determinaron los alcances y las limitaciones del sistema. Calculando la *precisión*, la *sensibilidad* y el *f-score* de los algoritmos a través de las pruebas, se obtuvo un promedio general alrededor del 96% para las medidas de fiabilidad mencionadas en el conteo, y un promedio general del 72% en la clasificación. Las mayores limitaciones del sistema se encuentran en los brillos generados por el agua en circulación, los cuales contribuyen en la inserción de falsos positivos, y en la velocidad de paso de los peces que al ingresar muy rápido en la escena pueden ser omitidos.

Se construyó un sistema cuyos parámetros son ajustables por parte del usuario en las distintas etapas de procesamiento: segmentación, mejoras morfológicas, conteo y clasificación. Se trata entonces de un desarrollo

adaptable a posibles cambios en los peces utilizados u otras condiciones que pudieran verse alteradas.

Finalmente, cabe destacar el hecho que se exploró la implementación de una solución de ingeniería en un campo poco explorado como la manipulación de peces en el proceso de crecimiento en estanques de cultivo. Comparando con los trabajos ya realizados, el sistema desarrollado tiene características muy particulares que plantean una base para futuras implementaciones, pues de lo investigado no se encontraron proyectos que implementaran conteo y clasificación sobre la misma secuencia, ni relacionados con cultivo de peces en estanques.

7. PERSPECTIVAS FUTURAS DE TRABAJO

Como trabajo futuro se propone implementar el desarrollo software en un lenguaje diferente, cuyo procesamiento se realice más a nivel de máquina de tal forma que alcance a ejecutarse todo en tiempo real. Puede utilizarse un lenguaje compilado como C++.

A pesar del incremento en la complejidad del procesamiento, puede implementarse una segmentación más robusta con un algoritmo que clasifique a nivel de pixel o de región cada *frame*, detectando características aprendidas previamente mediante entrenamiento (uso de redes neuronales o máquinas de soporte vectorial) usando imágenes de los peces bajo estudio en sus distintos tamaños y especies. De esta manera podría obtenerse una detección de objetos más precisa e independiente de los brillos o dinamismo del fondo con agua en circulación permanente.

Otra alternativa para hacer más compleja y precisa la segmentación sería el uso de modelos adaptativos para detectar el fondo y separarlo de los objetos nuevos. Entre otros se destacan los modelos de mezclas gaussianas, funciones de probabilidad que modelan el fondo de forma recursiva *frame* tras *frame*, entre otras técnicas que representan el fondo y apoyan la segmentación como el CodeBook o el Scoreboard. Sin embargo estos métodos requieren un procesamiento mayor en cada *frame* y el incremento en rendimiento podría no ser muy significativo a costa de mayor tiempo de ejecución.

Con el objetivo de llevar a cabo la integración del sistema desarrollado en la dinámica de la granja piscícola, se propone el diseño e implementación de un mecanismo de separación de los peces antes del ingreso a la tubería.

La separación hacia distintos estanques de los peces que superan un tamaño determinado es el siguiente paso una vez se cuentan y clasifican. Para un próximo desarrollo, puede utilizarse la señal emitida en la clasificación para activar la apertura de un par de compuertas que direccionen los peces a distintos estanques. Con esta implementación, se continuaría el aporte en agilidad, practicidad e incremento en productividad en el proceso de cultivo de peces en estanques.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[ANACAFE_2004] ANACAFE Asociación Nacional del Café. “Piscicultura”. Programa de Diversificación de Ingresos en la Empresa Cafetalera, 2004.

[AQUINO MARTINEZ_2009] AQUINO MARTÍNEZ Guillermo. “Manual Básico para el cultivo de trucha Arco Iris.”. Global Environmental Management Education Center, Oaxaca, 2009.

[CADIEUX_2000] CADIEUX S., MICHAUD F. y LALONDE F. “Intelligent system for automated fish sorting and counting”. Intelligent Robots and Systems, 2000 Proceedings IEEE/RSJ International Conference on, Vol. 2, Canada, 2000.

[CAICEDO BRAVO_2011] CAICEDO BRAVO Eduardo. Clases del curso Redes Neuronales Artificiales. Grupo de Investigación Percepción y Sistemas Inteligentes. Universidad del Valle, Cali, 2011.

[CATTANEO_2010] CATTANEO Carlos. “Segmentación de imágenes digitales mediante umbralizado adaptativo en imágenes de color”. Asociación Argentina de Mecánica Computacional, Vol. 29, Argentina, 2010.

[CCI_2009] CCI Corporación Colombia Internacional. “El cultivo de trucha en Colombia”. Sistema de Información de Pesca y Acuicultura, Boletín Mensual, Colombia, 2009.

[CCI_2009] CCI Corporación Colombia Internacional. “Trucha Arco Iris en Colombia: Estructura y costos de producción”. Sistema de información de precios y mercados para la producción Acuícola y Pesquera, Vol. 5, Colombia, 2009.

[DUDA_1973] DUDA Richard O. y HART Peter E. “Pattern Classification and Scene Analysis”. Wiley, 1973.

[DURÁN CLAROS_2009] DURÁN CLAROS José Manuel. “Características generales de los peces. Forma y anatomía externa.”. Manual de pesca en Andalucía. Tarjeta de identificación del pescador, España, 2009.

[FAO_2011] FAO Departamento de Pesca y Acuicultura. “Acuicultura”. FAO Fisheries & Aquaculture, Bogotá, 2011.

[FAO_2011] FAO Departamento de Pesca y Acuicultura. “Visión general del sector acuícola nacional de Colombia”. FAO Fisheries & Aquaculture, Bogotá, 2011.

[GONZÁLEZ_1996] GONZÁLEZ Rafael C. y WOODS Richard E. “Tratamiento Digital de Imágenes”. Addison Wesley/Diaz, 1996.

[HAN_2010] HAN J., TAKAHASHI H. y SAWADA K. “Automated three-dimensional measurement method of in situ fish with a stereo camera”. Oceans 2010 IEEE - Sydney, Japón, 2010.

[HARITAOGLU_2000] HARITAOGLU I., HARWOOD D. y DAVIS L.S. “W4: Real-time surveillance of people and their activities”. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, Vol. 22, EE.UU, 2000.

[HSU_2005] HSU H.H. ET. AL. “Real-time multiple tracking using a combined technique”. Advanced Information Networking and Applications, 19th International Conference on, Vol. 1, Taiwan, 2005.

[HU_1962] HU M.K. “Visual pattern recognition by moment invariant”. IRE Transactions on Information Theory, Vol. 1, EE.UU, 1962.

[INTEL_2001] INTEL Corporation. “Open Source Computer Vision”. Library Reference Manual, 2001.

[ISARD_2001] ISARD M. y MACCORNICK J. “BraMBLe: a Bayesian multiple blob tracker”. Computer Vision. Proceedings, Eighth IEEE International Conference on, Vol. 2, EE.UU, 2001.

[IWAMOTO_2000] IWAMOTO S., TRIVEDI M.M. y CHECKLEY D.M. “REFLICS: real-time flow imaging and classification system”. Pattern Recognition, 200. Proceedings 15th International Conference on, Vol. 4, EE.UU, 2000.

[KIM_2011] KIM T., LEE S. y PAIK J. “Combined shape and feature-based video analysis and its application to non-rigid object tracking”. Image Processing, IET, Vol. 5, 2011.

[LEE_2003] LEE D.J. ET. AL. “An automated fish species classification and migration monitoring system”. Industrial Electronics Society, The 29th Annual Conference of the IEEE, Vol. 2, EE.UU, 2003.

[LOAIZA CORREA_2011] LOAIZA CORREA Humberto. “Clases del curso Visión Artificial”. Grupo de Investigación Percepción y Sistemas Inteligentes PSI, Cali, 2011.

[MACEDO_2012] MACEDO Cruz Antonia. “Técnicas de clasificación automática de uso de suelos agrícolas y forestales basadas en imágenes digitales”. Facultad de Ciencias Físicas, Universidad Complutense de Madrid, Madrid, 2012.

[MADRID_2004] MADRID Comunidad de. “Agenda del Pescador”. Consejería del medio ambiente y ordenación del territorio, España, 2004.

[MANNING_2008] MANNING C., RAGHAVAN P., SHUTZE H., “Introduction to Information Retrieval”, Cambridge University Press, UK., Cambridge, 2008.

[MING_2009] MING. “Learning Vector Quantization”. Department of Computer and Information Science. Polytechnic University, 2009.

[MINISTERIO DE AGRICULTURA_2005] MINISTERIO DE AGRICULTURA y Desarrollo Rural. “La cadena de la Piscicultura en Colombia. Una mirada global de su estructura y dinámica 1991 – 2005”. Observatorio Agrocadenas Colombia, Bogotá, 2005.

[MITJANA_2002] MITJANA Nerin Olga y CLAVERO Villacampa José Luis. “La Trucha”. Cuadernos de caza y pesca de Aragón, España, 2002.

[MOESLUND_2012] MOESLUND Thomas. “Introduction to Video and Image Processing: Building Real Systems and Applications”. Springer, 2012.

[MORAIS_2005] MORAIS E.F. ET. AL. “Particle Filter based Predictive Tracking for Robust Fish Counting”. Computer Graphics and Image Processing, 18th Brazilian Symposium on, Brasil, 2005.

[MUÑOZ MORA_2001] MUÑOZ MORA Martha Cecilia y MARTINEZ Giovanni. “Cartilla Tecnológica de Piscicultura”. Programa Nacional de Transferencias de Tecnologías Agropecuarias PRONATTA, Colombia, 2001.

[NAIBERG_1994] NAIBERG A. y LITTLE J.J. “A unified recognition and stereo vision system for size assesment of fish”. Applications of Computer Vision, Proceedings of the Second IEEE Workshop on, Canada, 1994.

[NFFTC] NFFTC. “Technology and Information Services Basic Biology of Tilapia”. National Freshwater Fisheries Technology Center. Bureau of Fisheries and Aquatic Resources, Nueva Ecija.

[PRONOST_2013] PRONOST Nicolas. “Introduction to Image Processing”. Information and Computing Sciences. Unversiteit Utrecht, Holanda, 2013.

[ROBERT_1999] ROBERT C. y CASELLA G. “Monte Carlos statistical methods”. New York Springer, EE.UU, 1999.

[ROVA_2007] ROVA A., MORI G. y DILL L.M. “One Fish, Two Fish, Butterfish, Trumpeter: Recognizing Fish in Unverwater Video”. IAPR Conference on Machine Vision Applications, Canada, 2007.

[SHIH_2010] SHIH Frank. "Image Processing and Pattern Recognition". John Wiley & Sons, 2010.

[@LOS ENREDA]

<http://www.clubpescadeportivalosenreda.com/2012/05/peces-morfologia-y-comportamiento.html>.

LOS ENREDA Club de Pesca Deportiva.

9. ANEXOS

Anexo 1. Contenido de CD

Anexo 2. Manual de usuario

A.1. INTRODUCCIÓN

Este manual presenta al usuario la interfaz gráfica mediante la cual se realiza todo el procesamiento planteado en el desarrollo de este proyecto. Como se menciona en el documento, la interfaz gráfica comprende todos los aspectos del sistema, iniciando en la captura de las imágenes de las cámaras web hasta el procesamiento final para obtener los datos del conteo y la clasificación de los peces por tamaño y especie. A continuación se describe una secuencia de procesamiento completa para explicar el funcionamiento y cada una de las opciones que ofrece la interfaz.

A.2. INICIO

Al ejecutar el programa, se despliega la primera ventana de bienvenida que se observa en la Figura 9.1.

Figura 9.1 Pantalla de bienvenida de la interfaz



Esta pantalla tiene seis botones que se describen a continuación:

1. Grabar secuencia: Direcciona a la ventana que permite realizar las capturas de vídeo directamente de las cámaras web.
2. Cargar secuencia: Al presionar este botón, se despliega la interfaz para cargar un conjunto de secuencias de vídeo previamente grabadas para iniciar el procesamiento.

3. Conteo: Ejecuta la ventana que brinda la posibilidad de parametrizar el algoritmo de conteo y ejecutarlo en las secuencias cargadas en la ventana anterior.
4. Clasificación especie: Abre la ventana para configurar la clasificación por especie y ejecutar el algoritmo en las secuencias ya cargadas.
5. Clasificación tamaño: Muestra la interfaz para configurar los parámetros de clasificación por tamaño y proceder con la ejecución del algoritmo.
6. Ver resumen: Una vez completada alguna de las etapas de procesamiento, presionando este botón se visualizan los resultados obtenidos.

En esta interfaz de bienvenida, es importante mencionar que se manejan una serie de restricciones o validaciones para la ejecución de los botones. La grabación y carga de secuencias (botones 1 y 2) funciona sin ningún tipo de restricción pues un vídeo puede grabarse en cualquier momento, y la carga puede ser del vídeo recién grabado o de uno ya almacenado con anterioridad. Sin embargo, la ejecución de los botones 3, 4, 5 y 6 está restringida a la ejecución del botón 2 y la carga de un conjunto de secuencias para procesamiento. En caso de presionar uno de los botones mencionados sin haber cargado vídeos, se muestra el mensaje de error de la Figura 9.2.

Figura 9.2 Mensaje de error al no cargar secuencias



A continuación se muestran cada una de las ventanas desplegadas al presionar los botones descritos.

A.3. GRABAR SECUENCIA

Esta sección de la interfaz permite al usuario grabar una nueva secuencia de vídeo. La Figura 9.3 muestra la ventana que se despliega al ejecutar esta función.

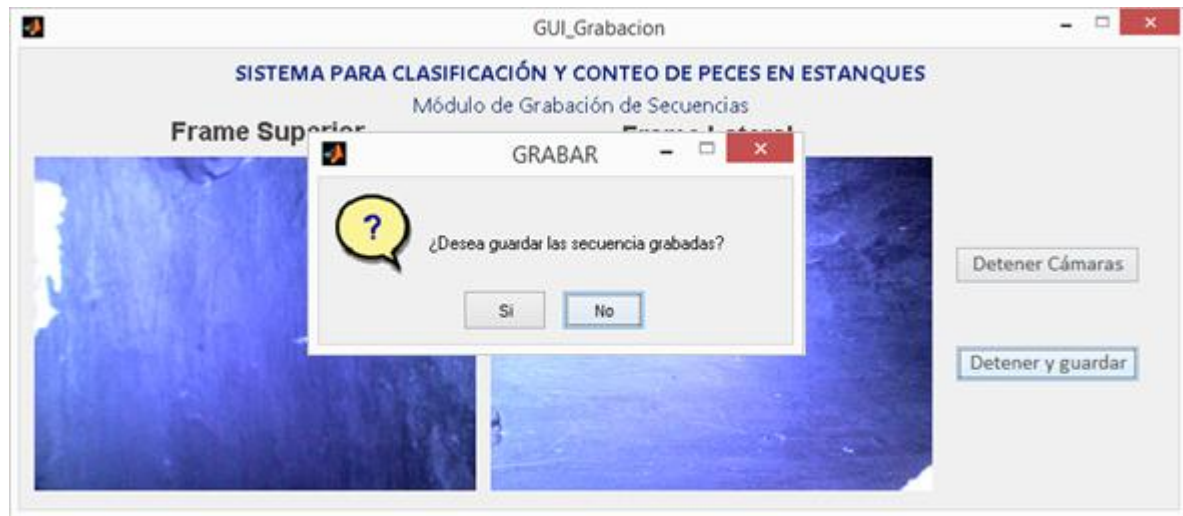
Figura 9.3 Interfaz para grabación de secuencias

La interfaz tiene dos “axes”, uno para cada una de las cámaras ubicadas en la plataforma hardware. Tiene dos botones para ejecutar las acciones necesarias. Para iniciar, debe presionarse el botón “Iniciar Cámaras”, lo cual activará la previsualización de las imágenes en los espacios determinados para ello. El botón cambia de nombre a “Detener cámaras”, cuya acción al presionarlo será detener la previsualización.

Figura 9.4 Previsualización de vídeo - Interfaz de grabación

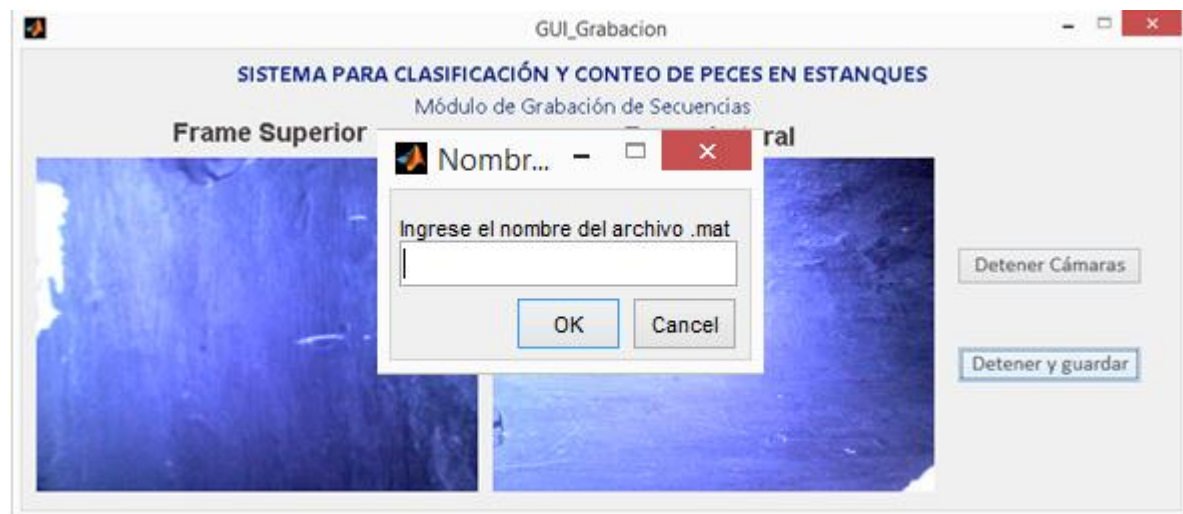
En este punto es posible presionar el botón “Grabar” para iniciar el almacenamiento de las imágenes que registran las cámaras. Una vez se presiona este botón el programa empieza a guardar en buffer todos los frames y tenerlos disponibles para su almacenamiento posterior. El botón cambia de nombre a “Detener y guardar”. Si se presiona, se detiene la captura y se pregunta al usuario si desea guardar la secuencia grabada, como se observa en la figura 9.5.

Figura 9.5 Confirmación de almacenamiento de secuencias



Si el usuario decide no guardar las secuencias, el sistema regresa al estado que se visualiza en la figura 9.4. Si se confirma la grabación, internamente se cuentan los frames capturados y se solicita al usuario definir un nombre para el archivo “.mat” que se va almacenar.

Figura 9.6 Definir nombre del archivo a almacenar

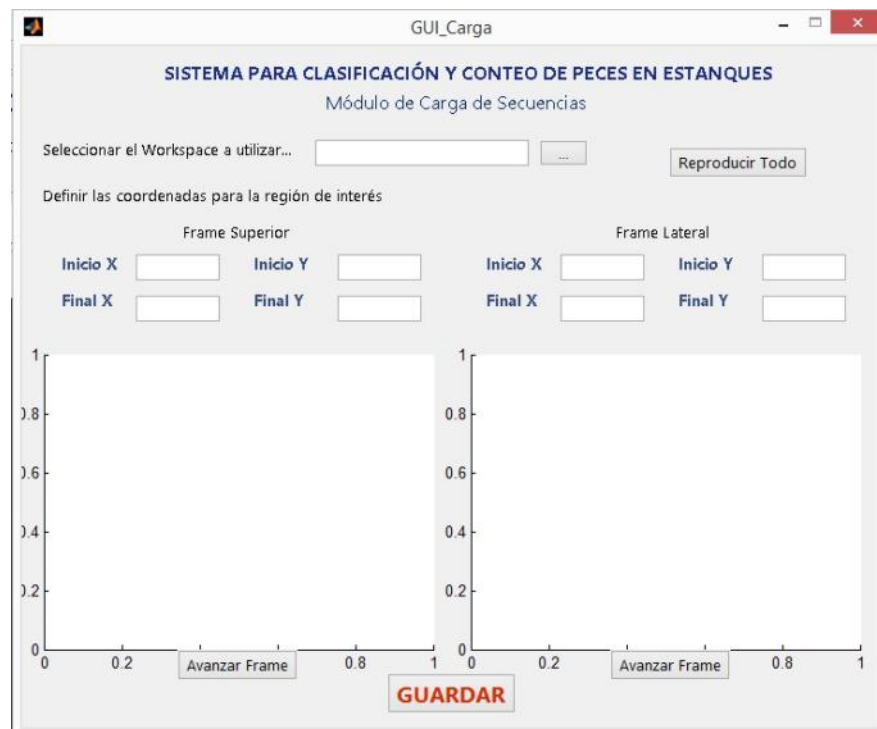


Una vez se define un nombre, el ciclo termina y se visualiza la interfaz como en la figura 9.4. Cabe mencionar que una vez se define guardar, se ejecuta el algoritmo de sincronización de secuencias. Si se desea, el usuario puede continuar grabando vídeos o cerrar esta ventana para regresar a la inicial y continuar con el procesamiento.

A.4. CARGAR SECUENCIA

Esta interfaz es la que permite al usuario seleccionar un workspace de MATLAB que contenga las secuencias grabadas que se desean procesar. La figura 9.7 muestra la ventana que se abre al presionar el botón.

Figura 9.7 Interfaz para carga de secuencias



El primer paso a seguir en esta interfaz es la selección de un Workspace para configurar. Para ello, el usuario debe hacer clic en el botón de tres puntos "...". Al presionarlo se despliega una ventana de explorador de archivos en el cual debe ubicar el archivo ".mat" para cargar.

Al elegir el archivo regresa a la ventana anterior y se completan todos los campos de regiones de interés y se visualiza el primer frame de cada secuencia, como se muestra en la figura 9.9.

Figura 9.8 Explorador de archivos para búsqueda de workspace

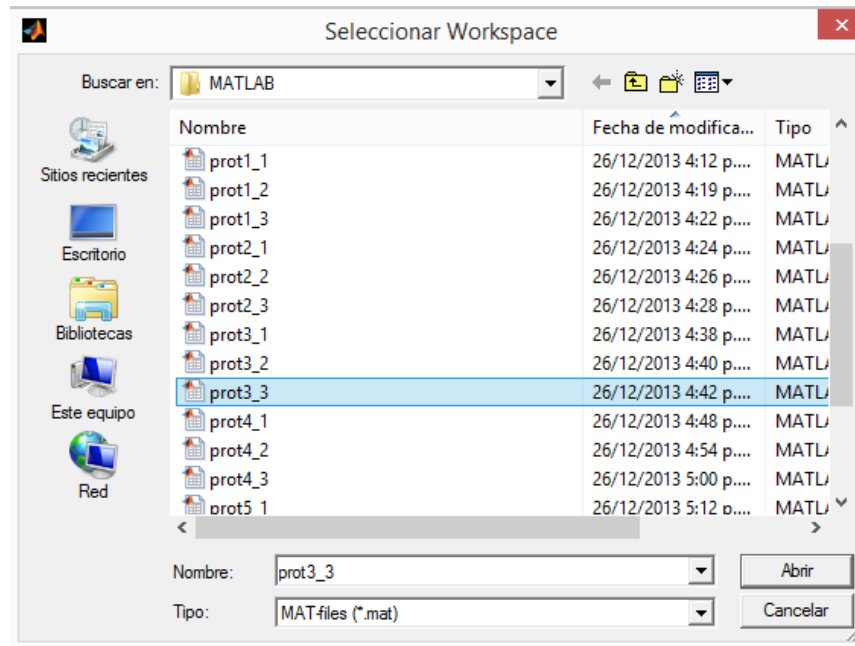


Figura 9.9 Workspace cargado en la interfaz

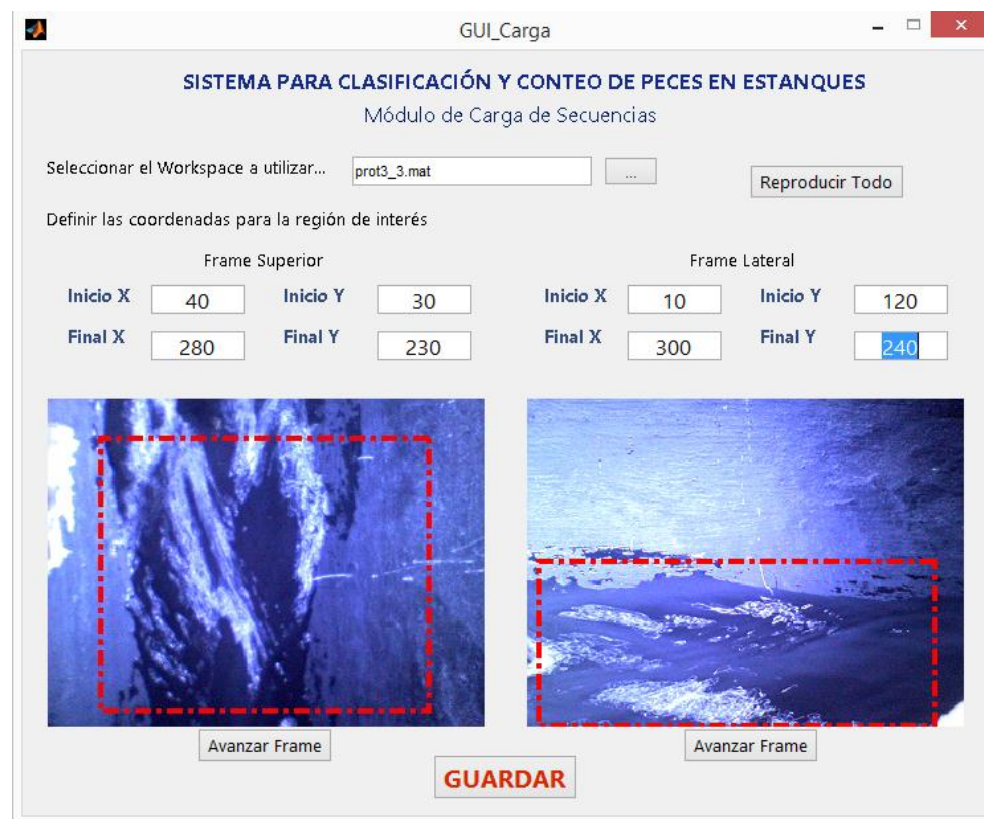


En este punto el usuario tiene la posibilidad de configurar las regiones de interés para el procesamiento posterior en cada uno de los frames. Para apoyarse en la

toma de esta decisión tiene la opción de visualizar ambos vídeos completos presionando el botón “Reproducir Todo”. Si por el contrario desea reproducir frame por frame cada una de las secuencias, puede hacerlo presionando el botón “Avanzar Frame” bajo cada uno de los recuadros de la previsualización de secuencias.

Los valores iniciales de las regiones de interés corresponden a las medidas originales de los vídeos capturados. Para modificar estos valores, el usuario cuenta con cuatro casillas por secuencia: Inicio X, Final X, Inicio Y, Final Y. Estas casillas, como su nombre lo indica, definen los puntos inicial y final en ambos ejes de la imagen. Modificando dichos valores se fija la región de interés, la cual se visualiza de forma inmediata una vez se modifica cualquiera de los valores. Un ejemplo de esta selección se observa en la figura 9.10. Los recuadros rojos indican la región de interés seleccionada en cada caso.

Figura 9.10 Selección de regiones de interés en la interfaz de carga



Una vez definidas las regiones de interés y las secuencias deseadas, para avanzar a las etapas de procesamiento el usuario debe hacer clic en el botón “GUARDAR”. De esta manera, en la estructura global del programa construido se almacenan los valores definidos y en la ventana inicial se habilitan los botones de conteo, clasificación por tamaño, clasificación por especie, y ver resumen.

A.5 CONTEO

Este módulo de procesamiento se encarga de realizar el conteo de todos los peces que se detecten en las secuencias cargadas previamente. La figura 9.11 muestra la interfaz que se despliega al usuario.

Figura 9.11 Interfaz para ejecución de algoritmo de conteo



Como se puede observar la interfaz está dividida en tres grandes secciones: sobre el lado izquierdo se encuentra la sección con los parámetros a configurar y la sección de resumen del procesamiento; sobre la derecha se ubican los “axes” para previsualizar las imágenes a medida que se ejecuta el algoritmo.

La sección de previsualización carga las secuencias seleccionadas con sus respectivas regiones de interés. Estos valores pueden observarse en las esquinas de cada frame, lo que sirve como guía a la hora de elegir los límites de entrada para el algoritmo.

La sección de parámetros carga por defecto valores para los umbrales, el elemento estructural y los límites de entrada. Todos estos valores son

modificables por el usuario. Se indica a qué etapa del procesamiento corresponde cada grupo de parámetros. Así, para segmentación aplican los umbrales R y G; para filtro de área el umbral de área en pixeles; para mejoras morfológicas el tipo y tamaño del elemento estructural; y para el conteo global los límites superior y lateral, además del umbral de diferencia que define la cercanía de los centroides en frames consecutivos.

Como se mencionó en el documento, el procesamiento puede ejecutarse de forma continua presionando el botón “Reproducir continuo”, o visualizarse frame por frame presionando el botón “Paso a paso” tantas veces como frames contengan las secuencias. A medida que se realiza el procesamiento y se detectan peces, la sección de resumen muestra cuántos peces se han detectado y cuántos frames se han procesado. La figura 9.12 enseña un ejemplo de la interfaz en plena ejecución.

Figura 9.12 Interfaz de conteo en ejecución



Además de lo anterior, es importante mencionar que en la sección de previsualización se destacan los centroides de los objetos detectados, lo que ayuda al usuario a identificar fallas y aciertos durante el procesamiento.

Una vez se terminan los frames se muestra un mensaje de alerta que indica que se ha finalizado el procesamiento. En este punto el usuario presiona el botón “GUARDAR Y REGRESAR” para volver a la ventana inicial y continuar con otra etapa de procesamiento. Los datos se almacenan para su posterior visualización.

A.6. CLASIFICACIÓN POR ESPECIE

Este módulo de procesamiento toma como base la misma interfaz de CONTEO, reemplazando las secciones del lado izquierdo relacionadas con los parámetros de configuración y el resumen de procesamiento. En este caso, se manejan mayor cantidad de parámetros de configuración para la etapa de segmentación además de la información correspondiente a la red neuronal que se selecciona para la ejecución. De igual forma el resumen de procesamiento muestra la cantidad de objetos que se van asignando a cada una de las clases definidas junto con el frame en el que se realiza el procesamiento en el momento actual. La figura 9.13 muestra la interfaz mencionada.

Figura 9.13 Interfaz para clasificación por especie

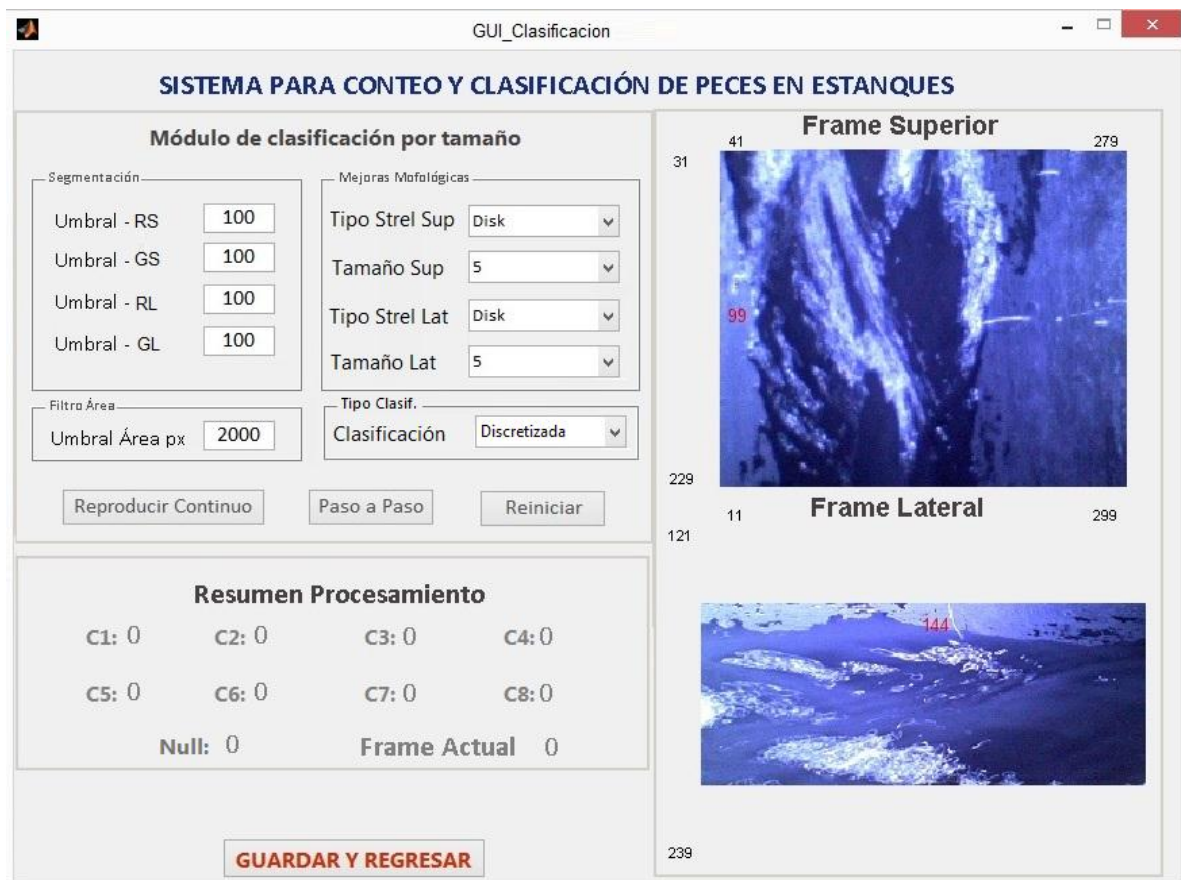


Se manejan los mismos botones para controlar la ejecución del algoritmo, existiendo la posibilidad de reproducir de forma continua sobre todos los frames (botón “Reproducir Continuo”) o frame por frame (botón “Paso a paso”). Una vez finaliza el recorrido por todos los frames, se anuncia la finalización del proceso mediante un mensaje de alerta. El usuario concluye la ejecución presionando el botón “GUARDAR Y REGRESAR” lo que almacena la información calculada y regresa a la ventana inicial.

A.7. CLASIFICACIÓN POR TAMAÑO

Al igual que el módulo de clasificación por especie, este módulo se basa en el mismo de CONTEO, reemplazando las secciones del lado izquierdo. Se manipulan entonces los parámetros para la segmentación de los frames superior y lateral individualmente. La figura 9.14 enseña la interfaz.

Figura 9.14 Interfaz para clasificación por tamaño



Como puede observarse, se traen valores por defecto para cada parámetro. Además, la sección de “Resumen Procesamiento” se encarga de llevar el registro de la cantidad de objetos encontrados para cada una de las clases y el frame en el

que se está procesando actualmente. Cabe destacar que aunque se muestren 8 clases, utilizando la lista desplegable en el recuadro “Tipo Clasificación” pueden elegirse entre dos tipos de clasificación: *discreta* o *por rangos*. Usando esta opción se obtienen diferentes resultados, tal y como se hizo en la Prueba No. 4 en la sección 5.3.4.

Los botones para manipular la ejecución son los mismos que en conteo y clasificación por especie, manejando el procesamiento de forma continua o frame por frame. Una vez se finaliza la totalidad de frames, se muestra al usuario un mensaje de alerta. En este punto puede presionar “GUARDAR Y REGRESAR” para almacenar los datos y volver a la ventana de inicio.

A.8. VER RESUMEN

En cualquier momento puede presionarse el botón “Ver resumen” para obtener un panorama de los resultados que han arrojado los distintos algoritmos de procesamiento. La figura 9.15 muestra la pantalla que de despliega.

Figura 9.15 Interfaz para visualización de resumen de resultados



De esta forma se tienen la totalidad de peces resultantes del algoritmo de conteo, los peces clasificados por tamaño en las distintas clases y los peces discriminados por especie en las clases definidas. Las clases de tamaño van de menor a mayor (1 a 8) y las clases de especie se identifican según lo expuesto en la tabla 5.35 de la sección 5.4.