IDEAS EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA

Uso de YOLOv8 y aumento de datos para la detección de microplásticos en agua

Using YOLOv8 and data augmentation for microplastics detection in water

Villegas-Camacho, O.[1], Francisco-Valencia, I.[2], Alejo-Eleuterio, R.[3], Del-Razo-Lopez, F.[4]*
(*fdelrazol@toluca.tecnm.mx)

Recibido: 2024-11-14 Aceptado: 2024-12-02

Resumen

Los microplásticos presentes en el agua se han convertido en un problema ambiental grave, por lo que ha surgido la necesidad de desarrollar técnicas y herramientas para su detección y posterior eliminación. En este estudio, se utilizó el modelo de visión por computadora *YOLO* (*You Only Look Once*) en su versión 8, para la detección de microplásticos en agua, el cual fue entrenado utilizando un conjunto de 500 imágenes obtenidas mediante microscopio estereoscópico, derivadas de muestras recolectadas en dos zonas del Estado de México: Valle de Bravo y el municipio de Malinalco. Adicionalmente a este conjunto de imágenes se le aplicaron diferentes técnicas de aumento de datos, incluyendo, *Resize, Crop, Flip, Brightness and Contrast, HSV, Gamma Correction, CLAHE, RGB Shift y Gaussian Blur*, con el objetivo de generar un conjunto más diverso. Los resultados obtenidos indican que *YOLO*, entrenado con el conjunto aumentado, alcanzó una precisión de 0.825 y un mAP@50 de 0.73, valores superiores a los logrados con el conjunto original sin aumentos. En conclusión, *YOLO*, en combinado con técnicas de aumento de datos, muestra ser eficaz para la detección de microplásticos, sentando las bases para su aplicación práctica en el monitoreo de cuerpos de agua.

Palabras clave: microplásticos, YOLO, aumento de datos.

[1]Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Toluca, Av. Tecnológico S/N, Colonia Agrícola Bellavista, Metepec, Estado de México, México. C.P. 52149.
[2]Unidad Académica Profesional Tianguistenco, Universidad Autónoma del Estado de México, Paraje El Tejocote, San Pedro Tlaltizapán, Tianguistenco, Estado de México, CP. 52640.
[3]Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Toluca, Av. Tecnológico S/N, Colonia Agrícola Bellavista, Metepec, Estado de México, México. C.P. 52149.
[4]Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Toluca, Av. Tecnológico S/N, Colonia Agrícola Bellavista, Metepec, Estado de México, México. C.P. 52149.

Abstract

The presence of microplastics in water has become a serious environmental issue, creating the need to develop techniques and tools for their detection and subsequent removal. In this study, the computer vision model *YOLO (You Only Look Once)* version 8 was used for the detection of microplastics in water. The model was trained using a dataset of 500 images obtained through a stereoscopic microscope from water samples collected in two areas of the State of Mexico: Valle de Bravo and the municipality of Malinalco. Additionally, various data augmentation techniques were applied to this dataset, including *Resize, Crop, Flip, Brightness and Contrast, HSV, Gamma Correction, CLAHE, RGB Shift, and Gaussian Blur*, to generate a more diverse dataset. The results indicate that YOLO, trained with the augmented dataset, achieved a precision of 0.825 and a mAP@50 of 0.73, values higher than those obtained with the original dataset without augmentation. In conclusion, YOLO, combined with data augmentation techniques, proves to be an effective tool for detection of microplastics, laying the foundation for its practical application in monitoring bodies of water.

Keywords: microplastics, YOLO, data augmentation.

Introducción

Los plásticos son polímeros orgánicos derivados del petróleo, entre los que destacan el polietileno, el polipropileno y el polietileno tereftalato, siendo estos los más comúnmente utilizados a nivel mundial. Estos polímeros, al entrar en contacto con el medio ambiente, se degradan y producen microplásticos y nanoplásticos, los cuales son partículas o fragmentos sólidos no solubles en agua, con una longitud menor a 5 mm para los primeros y menor a 1 μm para los segundos [1, 2]. Actualmente, los microplásticos están ampliamente distribuidos en el ambiente acuático, donde pueden permanecer por cientos o incluso miles de años, representando un grave riesgo para la vida humana y los ecosistemas [3, 4].

La presencia de microplásticos en los cuerpos de agua se debe principalmente a actividades y negligencias humanas. Los desechos provenientes de hogares, industrias y otras fuentes pueden llegar directamente al sistema marino o a cuerpos de agua dulce, liberando microplásticos que estos sistemas no son capaces de eliminar [2].

Iri et al. [5] estiman que para 2025, la acumulación de microplásticos en los océanos alcanzará cientos de millones de toneladas y Sarker et al. [3] indican, que, según las proyecciones del Foro Económico Mundial, los niveles de contaminación por microplásticos se duplicarán para 2030 y, para 2050 el peso total de los plásticos en el océano superará al de los peces.

Los microplásticos han sido encontrados en diversos organismos, incluidos peces, invertebrados y zooplancton. Se acepta ampliamente que la ingesta y la adherencia son la principal vía por la que los animales incorporan microplásticos. Issac et al. [2] establecen tres tipos de efectos nocivos para las especies acuáticas relacionados con los microplásticos:

- **Efectos fisiológicos derivados de la ingestión**: la ingesta de microplásticos reduce el desarrollo y altera los hábitos alimenticios en las especies que los consumen.

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

- **Reacciones tóxicas por la liberación de sustancias peligrosas:** los microplásticos tienen la capacidad de acumular y liberar en el agua contaminantes orgánicos peligrosos, como el DDT, los éteres de difenilo polibromados y otros aditivos químicos utilizados en su fabricación los cuales pueden filtrarse hacia los tejidos del organismo de quienes los consumen, provocando bioacumulación y cambios en las funciones biológicas.

- **Reacciones nocivas debido a contaminantes adsorbidos involuntariamente por los microplásticos**: debido a sus propiedades, los microplásticos tienden a adsorber contaminantes en su superficie, convirtiéndose en vectores de sustancias dañinas para las especies marinas. Entre los contaminantes más comunes están los hidrocarburos aromáticos policíclicos, los bifenilos policlorados, el dicloro difenil tricloroetano, pesticidas organohalogenados, hexaclorociclohexanos y bencenos clorados, que son tóxicos y pueden alterar los sistemas hormonales de los animales.

Los microplásticos pueden ingresar al organismo humano a través de la cadena alimentaria, especialmente mediante el consumo de organismos marinos como mariscos y peces, o a través de agua potable, afectando principalmente el tracto gastrointestinal. Además, estos contaminantes pueden ser inhalados a través del aire, ingresando por las vías respiratorias y, una vez dentro del cuerpo, afectar diversos órganos, tejidos y sistemas. La presencia de microplásticos en heces humanas evidencia su incorporación en el organismo [6, 7].

Estudios han reportado daños potenciales en seres humanos similares a los observados en animales, tales como respuestas inflamatorias, especialmente en el intestino, efectos citotóxicos en células cerebrales y epiteliales, estrés oxidativo, alteraciones en la respuesta inmunológica y trastornos metabólicos, entre otros [6, 7].

Los microplásticos se han convertido en contaminantes emergentes de creciente preocupación, lo que hace urgente el desarrollo de tecnologías avanzadas para su detección y eliminación, con el fin de reducir su presencia en el medio ambiente [8].

Entre las técnicas para la detección de microplásticos se encuentran la inspección visual, el pesaje, la medición de absorbancia, turbidez, carbono orgánico total, generalmente combinadas con la espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR). Estas técnicas se aplican comúnmente a los tipos de microplásticos más comunes, como el poliestireno, el polietileno, el cloruro de polivinilo y el tereftalato de polietileno [8].

Actualmente, las técnicas basadas en inteligencia artificial y visión por computadora han ganado popularidad en la detección de microplásticos, ya que superan varias limitaciones de los métodos tradicionales. Estos métodos convencionales suelen requerir largos tiempos de procesamiento, presentan altos costos, tienen una baja precisión y dependen de equipos costosos y personal especializado. En contraste, las nuevas técnicas de inteligencia artificial y visión por computadora ofrecen soluciones más eficientes y accesibles para enfrentar estos desafíos[3, 9, 10].

En este estudio se explora el uso de la técnica de detección de objetos mediante el modelo de visión por computadora YOLO y cómo el aumento de datos mejora su rendimiento para la detección de microplásticos en muestras de agua. Este artículo, está estructurado de acuerdo con las siguientes secciones:

- **Trabajo Relacionados**: donde se describen el estado del arte relacionados con la detección y eliminación de microplásticos.

- **Conjunto de datos**: se describen las fuentes y características de las muestras de agua utilizadas, así como la generación de las imágenes de microscopio empleadas para entrenar el modelo.
- **Aumento de datos**: se explican las técnicas empleadas para enriquecer y diversificar el conjunto de imágenes, con el objetivo de mejorar la precisión del modelo.
- **YOLO**: se describe el funcionamiento del modelo YOLO, especializado en la detección de microplásticos.
- **Experimentación**: se detalla el proceso realizado para ajustar y evaluar el rendimiento del modelo.
- **Análisis de resultados**: se presentan y analizan los resultados obtenidos.
- **Conclusión**: se reflexiona sobre el beneficio de combinar el aumento de datos con el modelo YOLO para la detección de microplásticos en el agua.

Trabajos relacionados

La contaminación por microplásticos se ha consolidado como un desafío ambiental crítico. Recientes investigaciones han explorado metodologías avanzadas para la identificación y caracterización de microplásticos, utilizando sistemas automatizados y técnicas de aprendizaje profundo, como las redes neuronales convolucionales (CNN). Estas herramientas permiten segmentar y clasificar microplásticos en imágenes microscópicas con distintos niveles de precisión. Por ejemplo, el modelo Mask R-CNN ha reportado métricas F1-Score del 61 % y 76 % en segmentación y clasificación de microplásticos [11]. De manera similar, estudios en aguas urbanas de China emplearon redes neuronales preentrenadas, como UNet, UNet2plus y UNet3plus, logrando precisiones de hasta el 91 % [12]. Estas metodologías no solo reducen el tiempo y esfuerzo del análisis manual, sino que también contribuyen a la estandarización de la identificación de microplásticos a través de imágenes.

Respecto al uso de YOLOv8 en la detección de residuos plásticos, destaca el trabajo de Kryvenchuk y Marusyk [10] donde se exploran múltiples configuraciones de modelos YOLO entrenados con el dataset Plastic in River de Kili Technology. Este conjunto de datos está compuesto por 4259 imágenes de alta resolución categorizadas en cuatro clases: "bolsas de plástico", "botellas de plástico", .ºtros desechos plásticosz "desechos no plásticos". Los resultados obtenidos muestran que YOLOv8 alcanza una tasa de precisión cercana al 80 % tras entrenar el modelo durante 500 épocas.

Sarker et al. [3] desarrollaron un sensor de cámara para la detección de microplásticos en movimiento, midiendo su tamaño y velocidad mediante modelos YOLOv5 combinados con DeepSORT para seguimiento. El modelo YOLOv5n fue entrenado durante 300 épocas con una tasa de aprendizaje de 0.01, logrando precisiones del 97 % en laboratorio y 96 % en campo. Para construir el conjunto de datos, se recopilaron 484 videos que abarcan ocho distancias (190-330 mm) y cuatro tamaños de microplásticos (2-5 mm). De estos videos se extrajeron fotogramas redimensionados a 1280 × 720 píxeles, generando 17,069 imágenes etiquetadas.

Respecto a la eliminación de microplásticos, la revisión realizada por Padervand et al [13]. presenta diversos métodos siendo los procesos de sorción y filtración los más destacados, seguidos, en menor

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

medida, por el uso de lodos activados. También se resaltan la degradación fotocatalítica, la electrocoagulación y la aglomeración, aunque estas requieren combinarse con otras técnicas para aumentar su efectividad. Entre las técnicas menos convencionales se encuentran la degradación biológica y la ingestión por organismos, como la almeja gigante del Mar Rojo.

Conjunto de Datos

En esta sección se describe el proceso de obtención de imágenes, los lugares de recolección de las muestras de agua, el procedimiento de generación de imágenes y, finalmente, el etiquetado de estas.

Obtención de Muestras de Aguas

En esta subsección se describe el proceso de obtención de las muestras de agua, las cuales se utilizaron para generar las imágenes empleadas en el entrenamiento de YOLOv8.

Las muestras de agua se recolectaron de dos sitios diferentes:

- La presa Miguel Alemán, también conocida como presa Valle de Bravo, ubicada en el municipio de Valle de Bravo en el Estado de México, México.
- El Santuario del Señor de Chalma, ubicado en el municipio de Malinalco, Estado de México, México.

En cada una de estas localidades se seleccionaron entre 7 y 9 puntos de muestreo, abarcando tanto zonas turísticas como no turísticas. En cada punto, se recolectaron tres litros de agua, almacenados en contenedores de cristal. Estos contenedores fueron transportados a laboratorio, donde, mediante de una bomba de succión, el agua fue filtrada a través de membranas (ver Figura 1) con orificios no mayores a 0.45 micras. Los microplásticos y otros elementos presentes en el agua quedaron retenidos en estos filtros de membrana para su posterior análisis.

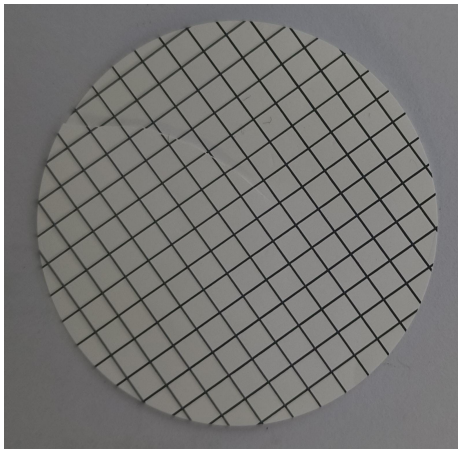


Figura 1: *Membras Filtro utilizadas para retener los microplásticos de las muestras de agua.*

Estas muestras de agua pueden contener los siguientes tipos de microplásticos: polietileno tereftalato (PET), polietileno de alta densidad (HDPE), cloruro de polivinilo (PVC), polietileno de baja densidad (LDPE), polipropileno (PP) y poliestireno (PS).

Generación de Imágenes
Las membranas fueron analizadas mediante un microscopio estereoscópico digital modelo VE-S5C de la marca Velab. A través de una inspección visual, un experto examinó las membranas por secciones y localizó los microplásticos atrapados en estos filtros. Una vez identificados uno o varios microplásticos, se capturó una imagen de la sección correspondiente y se guardó en formato TIFF, con un tamaño de 1016 por 760 píxeles o de 2040 por 1528 píxeles. Como resultado, se obtuvieron 500 imágenes con microplásticos. Adicionalmente, se generaron 504 imágenes sin microplásticos; para ello, se utilizaron las membranas filtro sin materiales sólidos retenidos, que fueron analizadas con el mismo microscopio VE-S5C y guardadas en el mismo formato y tamaño.

Etiquetado de Microplásticos
Las imágenes obtenidas se procesaron mediante el software labelme[1] para etiquetar los microplásticos presentes, con el fin de entrenar y validar el modelo YOLO. Cada microplástico en las imágenes fue etiquetado individualmente, asegurándose de cubrirlo por completo y de que la etiqueta se ajustara lo más posible a su contorno. Finalmente, y como resultado, se generó un archivo JSON para cada imagen, que contiene la información de la localización de cada microplástico en ella. Cabe mencionar que solo se utilizó una única etiqueta, identificada como *MP*, para englobar todos los tipos posibles de microplásticos contenidos en las imágenes. La Figura 2 muestra un ejemplo de una imagen con los microplásticos etiquetados.

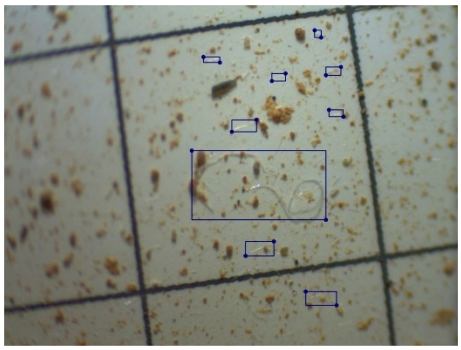


Figura 2: *Imagen de microscopio de una sección de una membrana con 9 microplásticos etiquetados por un experto.*

Del proceso anterior se obtuvieron 500 imágenes con plásticos etiquetados a las que se les denomina imágenes positivas. Para las 504 imágenes generadas con membranas limpias, que no contienen microplásticos, se crearon archivos JSON sin localización de microplásticos. A estas imágenes se las denomina imágenes negativas.

[1] https://github.com/wkentaro/labelme

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

Aumento de Datos

De acuerdo con Kumar et al. [14], las redes neuronales profundas, como YOLO, dependen de una gran cantidad de datos para entrenarse de manera efectiva. Cuando los datos son insuficientes, como en nuestro caso, donde se cuenta con solo 500 imágenes positivas (imágenes que contienen microplásticos), estas redes son susceptibles al sobreajuste. Esto significa que el modelo funciona bien en el conjunto de entrenamiento, pero falla en el conjunto de prueba. El aumento de datos es una solución a este problema y consiste en aplicar una serie de transformaciones a las imágenes con el fin de aumentar su diversidad. Estas transformaciones pueden incluir transformaciones geométricas, transformaciones en el espacio de color, aplicación de filtros con ventanas de convolución (kernel), mezcla de imágenes, borrado aleatorio, transformaciones en el espacio de características, así como técnicas más avanzadas, como redes generativas adversariales o meta-aprendizaje, entre otras [14]. Estas transformaciones pueden aplicarse antes o durante el entrenamiento. En este documento, nos referimos al *aumento de datos offline* cuando las transformaciones se aplican antes del entrenamiento, y al *aumento de datos online* cuando se realizan durante el proceso de entrenamiento.

En el contexto de los microplásticos, la aplicación de técnicas de aumento de datos puede simular condiciones que podrían ocurrir en el mundo real, como microplásticos en diversas posiciones, colores, tamaños, formas e incluso bajo diferentes escenarios de iluminación. Esto permitirá que YOLOv8 pueda mejorar su capacidad de generalización, logrando una detección más precisa de microplásticos en agua en distintos entornos.

Para nuestro conjunto de datos, aplicamos aumento de datos offline utilizando únicamente transformaciones geométricas, cambios en el espacio de color y aplicación de una ventana de filtrado:

1. **Resize**: es una de las transformaciones más básicas, la cual consiste en redimensionar la imagen a un tamaño mayor o menor. En el caso de las imágenes de microplásticos, se redimensionaron a un tamaño estandar de 640 x 640 píxeles.

2. **Crop**: este aumento consiste en recortar una parte de la imagen original, lo cual es útil cuando existen áreas de interés en la imagen; sin embargo, se corre el riesgo de perder información relevante [14]. En nuestro caso, se recortó, de manera aleatoria, una sección cuadrada de la imagen original con un tamaño aleatorio entre 400 y 500 píxeles por lado; posteriormente, la sección recortada se redimensionó a 640 x 640. Este aumento se implementa con el propósito de que el aprendizaje de YOLOv8 se enfoque en partes o secciones de los microplásticos, en lugar de depender exclusivamente de su forma completa, lo que fomenta una mayor capacidad de generalización del modelo. Además, al redimensionar las imágenes recortadas, las coordenadas de las cajas contenedoras se ajustan automáticamente, lo que permite a YOLOv8 detectar microplásticos en diferentes áreas de la imagen.

3. **Flip**: este aumento consiste en voltear la imagen horizontal o verticalmente, lo que genera variaciones en la orientación de los microplásticos. Esto permite que YOLOv8 mejore su capacidad de generalización y desempeño en escenarios reales, donde los microplásticos pueden adoptar diferentes posiciones y orientaciones.

4. **Brightness y Contrast**: transformaciones que consisten en ajustar el brillo y el contraste de la imagen, aumentando o disminuyendo sus valores. En las imágenes de microplásticos, el brillo y el

contraste se modificaron de manera aleatoria. Estos aumentos se implementaron con el objetivo de simular condiciones de iluminación provenientes de fuentes externas, como las lámparas utilizadas en los laboratorios donde se analizan las muestras de agua

5. **Hue, Saturation, Value (HSV)**: aumento que modifica los canales de Tono (Hue), Saturación (Saturation) y Valor (Value) en la imagen. Para las imágenes, el tono se ajustó de forma aleatoria con valores entre ± 20 grados, y la Saturación y Valor se modificaron ± 30 y ± 20 unidades respetivamente. Similar al aumento anterior, este se aplicó para simular condiciones de iluminación que pueden presentarse en escenarios reales.

6. **Gamma Correction**: la corrección gamma, es una operación no lineal utilizada para ajustar los valores de luminancia o estímulos de color de sistemas de imágenes, siendo útil para simular distintas condiciones de iluminación o corregir las características de visualización [15]. Para las imágenes de microplásticos, se aplicó una corrección gamma con un límite inferior de 80 y un límite superior de 120. De igual forma que los aumentos anteriores, este aumento está diseñado para simular condiciones de iluminación, por ejemplo, las originadas por las diferentes configuraciones del microscopio utilizado.

7. **Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE):** transformación diseñada para mejorar el contraste de una imagen, produciendo una ecualización más equilibrada y evitando la sobre-amplificación del contraste en áreas con un contraste inicial bajo [15]. Para las imágenes, se aplicó un límite de contraste de 4 unidades y se utilizó un tamaño de mosaicos de 8x8. Este aumento se utilizó para simular imágenes de microplásticos capturadas bajo niveles elevados de iluminación.

8. **RGB Shift**: aumento que modifica los valores de los canales de Rojo (Red), Verde (Green) y Azul (Blue) de la imagen original, introduciendo variaciones de color. Para las imágenes los tres canales se modificaron de manera aleatoria en ± 20. Este aumento se utilizó para que YOLOv8 sea capaz de detectar microplásticos de distintos colores, como ocurre en escenarios reales.

9. **Gaussian Blur**: este aumento aplica un desenfoque en la imagen utilizando un filtro Gaussiano, lo que produce una imagen más borrosa. Para las imágenes de microplásticos, se usaron filtros Gaussianos con un tamaño de kernel aleatorio entre 5 y 7. Este aumento fue pensando para simular condiciones de desenfoque comúnmente provocadas por diferentes configuraciones del microscopio o por su manipulación durante el uso por parte del experto.

La Figura 3 muestra cada uno de los aumentos mencionados anteriormente aplicados a una imagen de microplásticos.

Estos aumentos se aplicaron a las imágenes con microplásticos (tanto positivas como negativas) utilizando la librería Albumentations [15]. Para lograr un conjunto diverso de imágenes de microplásticos y simular imágenes realistas, los aumentos se aplicaron con una probabilidad de 0.5, a excepción de CLAHE, que se aplicó con una probabilidad de 0.1 debido a los cambios drásticos que puede producir en las imágenes, y de Crop, que se aplicó con una probabilidad de 0.75. Cada aumento, con sus respectivas probabilidades, se aplicó 10 veces a cada imagen, generando así 10 imágenes sintéticas por cada imagen

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

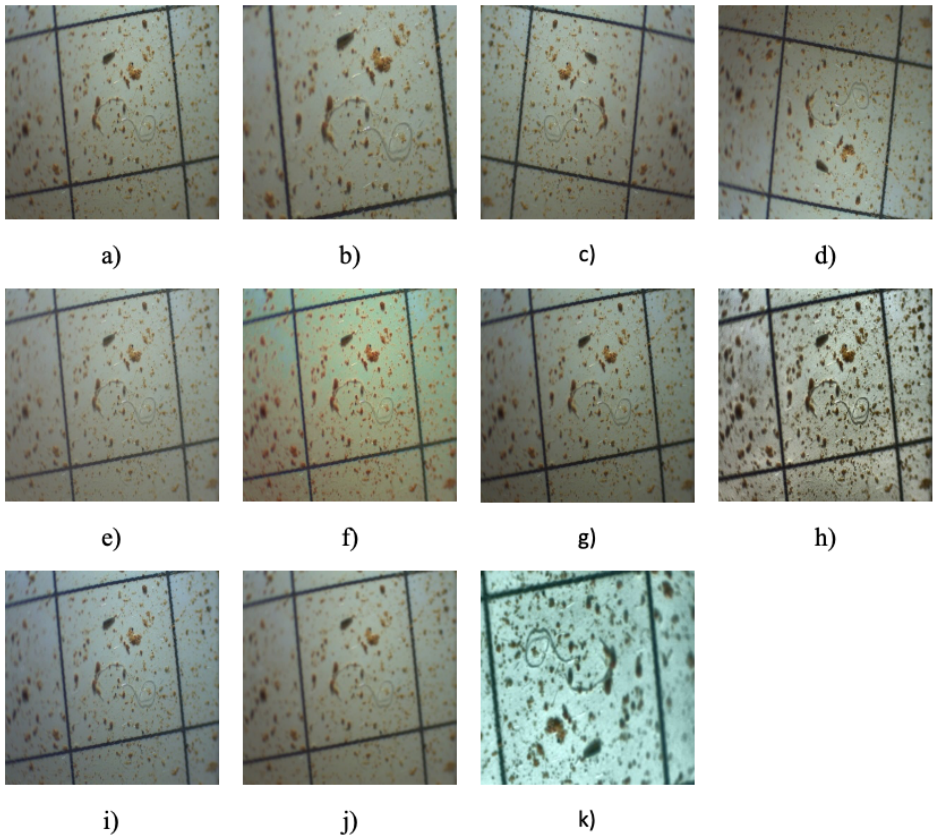


Figura 3: *Aumento de datos aplicados a las imágenes de microplásticos. a) Resize, b) Crop, c) Horizontal Flip, d) Vertical Flip, e) Brightness y Contrast, f) HSV, g) Gamma Correction, h) CLAHE, i) RGB Shift, j) Gaussian Blur y k) imagen con todos los filtros aplicados.*

original. Como resultado, el conjunto de datos final consta de 5000 imágenes positivas y 5040 imágenes negativas.

You Look Only Once

La visión por computadora, también conocida como visión artificial o visión computacional, es un campo del aprendizaje profundo cuyo objetivo es proporcionar simulaciones eficientes del sistema de visión humana a las computadoras [16]. Este campo se compone de tres subcampos: la *clasificación de imágenes*, la *detección de objetos* y la *segmentación de objetos*. El enfoque de este estudio se centra en la detección de objetos, que, a diferencia de la clasificación de imágenes, no solo determina si una imagen contiene uno o varios objetos de interés (en este caso, los microplásticos), sino que también determina su ubicación dentro de la imagen.

En la detección de objetos, los métodos se clasifican en dos tipos [16, 17]:

- **De dos etapas**: en este enfoque, el proceso de detección se divide en dos partes. Primero, una búsqueda selectiva genera propuestas de regiones, y luego redes neuronales convolucionales las clasifican y refinan para obtener la salida final. Este método ofrece una alta precisión, pero a costa de un alto costo computacional. Ejemplos de estos métodos incluyen R-CNN (Redes Neuronales Convolucionales Basadas en Regiones), Fast R-CNN y Faster R-CNN

- **De una etapa**: Estos métodos combinan ambas partes en un solo paso, lo que permite obtener la salida reduciendo la demanda computacional. Ejemplos de estos métodos incluyen SSD (Single-Shot MultiBox Detector) y YOLO.

Desde su lanzamiento en 2015, con la primera versión de YOLO (YOLOv1) y las mejoras subsecuentes, este modelo se ha convertido en un referente en la detección de objetos y ha sido aplicado en diversos campos, como sistemas de vehículos autónomos, vigilancia, análisis deportivo, detección y clasificación de cultivos, identificación de plagas y enfermedades en plantas, detección de cáncer, sistemas de reconocimiento facial, detección y clasificación de objetos en imágenes satelitales y aéreas, planificación urbana, y monitorización ambiental, entre muchos otros casos [17].

En enero de 2023, Ultralytics lanzó la última versión de YOLO, YOLOv8 [18], el cual soporta múltiples tareas, incluyendo detección de objetos, segmentación, estimación de pose, seguimiento y clasificación. Para la tarea de detección YOLOv8 se ofrece en cinco versiones escaladas YOLOv8 nano, YOLOv8 small, YOLOv8 medium, YOLOv8 large, YOLOv8 extra-large.

Según Jocher et al. [18] YOLOv8 es una versión mejorada de YOLOv5, también desarrollado por Ultralytics. Incorpora un módulo llamado C2F (cuello de botella parcial en etapas cruzadas con dos convoluciones), que mejora la precisión en la detección. YOLOv8 utiliza un modelo sin anclas (anchor-free) para manejar de manera independiente las tareas de objetividad, clasificación y regresión, lo que contribuye a una mayor precisión. En su capa final, emplea una función de activación sigmoide para determinar la probabilidad de que una región contenga un objeto y una función softmax para calcular la probabilidad de que el objeto pertenezca a una clase específica. Además, utiliza las funciones de pérdida CIoU, DFL y entropía cruzada binaria para mejorar el rendimiento en la detección de objetos, especialmente en el caso de objetos pequeños. Para más detalles sobre el funcionamiento y la arquitectura de YOLOv8, se puede consultar [18].

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

EXPERIMENTACIÓN

Para la experimentación utilizamos YOLOv8 de Ultralytics (YOLOv8.2.78) en su versión nano. Con el fin de evaluar el impacto del aumento de datos en el rendimiento de YOLOv8, se emplearon dos conjuntos de datos: uno con las imágenes originales (*OriginalDataset*) y otro compuesto únicamente por las imágenes aumentadas (*AumentoDataSet*).

Experimentación con OriginalDataSet

En el primer experimento, el conjunto de datos OriginalDataSet, compuesto por 1004 imágenes (500 positivas y 504 negativas), se dividió en un 70 % para entrenamiento, 10 % validación y 20 % para prueba. YOLOv8 se configuró para entrenarse por 500 épocas, con un batch de 32 y un early stopping de 30 épocas, el cual detendrá el entramiento si no se observa una mejora en durante 30 épocas consecutivas. Se utilizó el optimizador SGD con una taza de aprendizaje de 0.01. Además, se desactivaron los aumentos online que YOLOv8 de Ultralytics implementa, con la excepción del aumento Mosaic el cual combina cuatro imágenes para formar una sola.

Experimentación con AumentoDataSet

Para el caso de *AumentoDataSet*, compuesto por 10040 imágenes (5000 positivas y 5040 negativas), se dividió un 80 % para entrenamiento y un 20 % para validación. De esta forma, YOLOv8 fue entrenado exclusivamente con las imágenes aumentadas, mientras que las 1004 imágenes originales se utilizaron como conjunto de prueba. Al igual que con *OriginalDataSet,* YOLOv8 se configuró para entrenarse por 500 épocas, un batch de 32 y un early stopping de 30 épocas. Se utilizó el optimizador SGD con una tasa de aprendizaje de 0.01, y se desactivaron los aumentos online, a excepción del aumento Mosaic.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección se analizarán los resultados del entrenamiento de YOLOv8 con los dos conjuntos, *OriginalDataSet* y *AumentoDataSet,* utilizando el conjunto de prueba de ambos. Para ello se emplearon las siguientes métricas:

- Intersection over Union (IoU): Métrica que mide la superposición entre la caja real y la caja predicha por el modelo. La métrica IoU se calcula de la siguiente manera, (Ec. (1)):

$$IoU = \frac{rea\ de\ la\ interseccin}{rea\ de\ la\ unin} \tag{1}$$

IoU se utiliza con un umbral, que representa el valor mínimo que el modelo debe alcanzar para que la predicción se clasifique como una detección correcta.

- Precision: Métrica que calcula la proporción de verdaderos positivos respecto al total de predicciones positivas, Ec. (2):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

donde TP es el número de verdaderos positivos y FP el número de falsos positivos. Esta métrica indica que tanto de los microplásticos detectados por el modelo son realmente son microplásticos.

- Recall: Métrica que indica la proporción de verdaderos positivos detectados con respecto al total de los realmente positivos, Ec. (3):

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

donde FN es el número de falsos negativos. Esta métrica muestra la porción de microplásticos que el modelo es capaz de detectar respecto al total de microplásticos presentes en la imagen.

- Mean Average Precision (mAP): Es una de las métricas más usadas para medir el rendimiento de un modelo en detección objetos. La métrica mAP se calcula de la siguiente manera, Ec. (4):

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} AP(i) \tag{4}$$

donde N es el total de clases y $AP(i)$ es la presión promedio de la clase i. Para YOLOv8 de Ultralytics, la métrica mAP se presenta en dos variantes: una con un umbral de IoU de 0.5 (mAP@50) y otra con un rango de umbrales que va de 0.5 a 0.9 (mAP@90) [18].

Resultados de OriginalDataSet

Al entrenar YOLOv8 con el OriginalDataset, el early stopping se activó en la época 133, obteniendo el mejor rendimiento en la época 103. Esto indica que entrenar el modelo por más épocas no mejora su rendimiento y podría llevar al sobreajuste. Con los pesos de la época 103 se evaluó el modelo utilizando el conjunto de prueba de OriginalDataset. Los resultados (ver Tabla 1) muestran que el rendimiento de YOLOv8 con este conjunto es deficiente; la precisión revela que el modelo produce muchos falsos positivos, y el recall indica que detecta muy pocos de los microplásticos presentes en las imágenes. Esto sugiere que el modelo no es capaz de detectar los microplásticos de manera efectiva.

Resultados de AumentoDataSet

En el caso de *AumentoDataSet,* el early stopping no se activó, por lo que se completaron las 500 épocas de entrenamiento. Con los pesos obtenidos, se evaluó el modelo utilizando el conjunto de prueba de *AumentoDataSet,* los resultados se muestran en la Tabla 1. Se observa que YOLOv8 alcanza una presión de 0.82, lo que significa que gran parte de los microplásticos detectados por el modelo corresponden a microplásticos reales. Sin embargo, el recall bajo sugiere que, aunque el modelo detecta la mayoría de los microplásticos, aún no es capaz de identificar por completo todos los microplásticos en una imagen. Además, el valor de mAP@50 es de 0.73 lo que indica una buena superposición entre los microplásticos detectados y las cajas reales. Aunque con mAP@90 es bajo, el modelo podría ser viable para su uso en aplicaciones reales. Finalmente, al no activarse el early stopping, se infiere que un entrenamiento con un mayor número de épocas podría mejorar el rendimiento del modelo.

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

Tabla 1: Resultados del entrenamiento de YOLOv8 con los conjuntos OriginalDataSet y AumentoDataSet

Conjunto de Datos	**Precision**	**Recall**	**mAP@50**	**mAP@90**
OriginalDataSet	0.571	0.446	0.463	0.245
AumentoDataSet	0.825	0.602	0.730	0.449

Análisis de resultados.
Además, ambos modelos se probaron con 86 imágenes nuevas, con un umbral de confianza mínimo de 0.5, generadas a partir de las mismas muestras de agua utilizadas en *OriginalDataset* y *AumentoDataset*, todas contienen microplásticos y presentaban diferentes tamaños y formatos. Estas imágenes no forman parte de ningún conjunto de entrenamiento ni de validación, no están etiquetadas ni han sido sometidas a aumentos. Las imágenes están pensadas para mostrar el comportamiento de los modelos si fuesen usadas en un laboratorio con imágenes completamente nuevas.

La Figura 4 compara el desempeño de ambos modelos en tres imágenes seleccionadas al azar de las 86 nuevas, referidas como muetras. En columnas se muestran las etiquetas realizadas por el experto (izquierda), las de modelo entrenado con el *OriginalDataset* (centro) y del modelo entrenado con el *AumentadoDataset* (derecha), junto con los niveles de confianza de YOLOv8. En la primera muestra, el modelo con *OriginalDataset* no detecta el microplástico identificado por el experto, mientras que el modelo con *AumentadoDataset* sí lo hace, demostrando la efectividad de los aumentos. En la segunda muestra, el modelo con *AumentadoDataset* no detecta los microplásticos pequeños que el experto identificó, mientras que el modelo con *OriginalDataset* detecta uno, pero genera varios falsos positivos, esto puede debe ser a que los microplásticos presentes en esta muestra son demasiados pequeños por lo que YOLOv8 no logra identificarlos y los aumentos no fueron beneficiosos. En la tercera muestra, ambos modelos identifican correctamente los microplásticos del experto, pero el modelo con *AumentadoDataset* lo hace con mayor confianza.

CONCLUSIONES

En este artículo se mostró cómo el modelo YOLOv8 de Ultralytics se beneficia del uso de aumento de datos para la detección de microplásticos en agua. Al aplicar técnicas de aumento de datos como Resize, Crop, Flip, Brightness and Contrast, HSV, Gamma Correction, CLAHE, RGB Shift y Gaussian Blur a las imágenes de microplásticos, YOLOv8 alcanzó una precisión de 0.825 y un mAP@50 de 0.73, en contraste con los valores de precisión de 0.571 y mAP@50 de 0.463 obtenidos sin los aumentos de datos.

Por lo tanto, se considera que el modelo YOLOv8 presentado en este estudio, junto con técnicas de aumento de datos, puede ser aplicado para la detección de microplásticos en el agua, contribuyendo a su identificación y potencial eliminación del medio ambiente.

Durante la experimentación, se observó que el modelo aún puede mejorar su rendimiento, mediante un mayor número de épocas de entrenamiento, ya que el early stopping de 30 épocas no se activó durante las 500 épocas previstas. Se cree que existen dos líneas para seguir optimizando el modelo: ampliar la cantidad de zonas de muestreo de las muestras de agua y aplicar técnicas de aumento de datos más avanzadas.

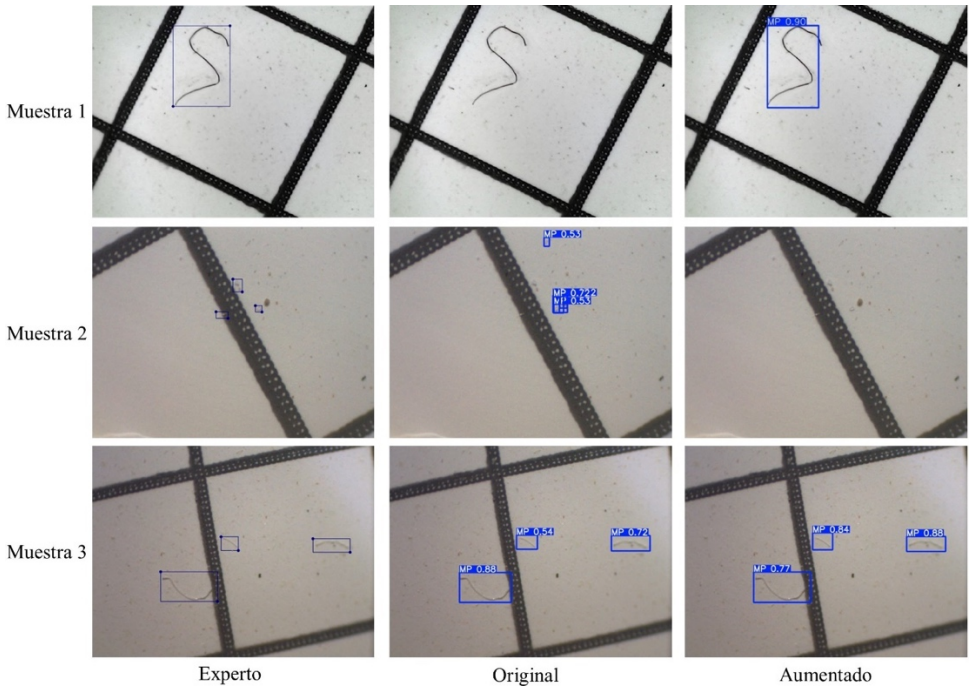


Figura 4: *Predicciones de los modelos de YOLOv8 en tres imágenes nuevas comparado con el etiquetado realizado por un experto.*

Las imágenes de microplásticos utilizadas para entrenar YOLOv8 se generaron a partir de muestras tomadas de dos zonas del Estado de México; incluir más zonas permitiría diversificar el conjunto de datos y mejorar la generalización del modelo. Asimismo, aplicar técnicas avanzadas de aumento de datos, como redes generativas adversariales, meta-aprendizaje, aumentos basados en características o técnicas de transferencia de estilo neuronal (Neural Style Transfer), podría mejorar la generación del modelo.

https://doi.org/10.36677/rici.v3i1.25148 Enero-Julio 2025 ISSN: 2992-7447 págs. 72-87

Declaración de contribución de autores y colaboradores

Octavio Villegas Camacho: Conceptualización, Curación de datos, Metodología, Redacción - Preparación del borrador original. **Iván Francisco Valencia**: Conceptualización, Software, Metodología, Redacción - Preparación del borrador original. **Roberto Alejo Eleuterio**: Conceptualización, Metodología, Supervisión, Redacción – revisión y edición. **Federico del Razo López**: Metodología, Supervisión, Redacción – revisión.

Referencias

[1] H. Kye, J. Kim, S. Ju, J. Lee, C. Lim, y Y. Yoon. Microplastics in water systems: A review of their impacts on the environment and their potential hazards. *Heliyon*, vol. 9, no. 3, p. e14359, 2023. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e14359.

[2] M. N. Issac y B. Kandasubramanian. Effect of microplastics in water and aquatic systems. *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 28, pp. 19544–19562, 2021. DOI: 10.1007/s11356-021-13184-2.

[3] M. A. B. Sarker, M. H. Imtiaz, T. M. Holsen, y A. B. M. Baki. Real-Time Detection of Microplastics Using an AI Camera. *Sensors*, vol. 24, no. 13, 2024. DOI: 10.3390/s24134394.

[4] M. A. B. Sarker, U. Butt, M. H. Imtiaz, y A. B. Baki. Automatic Detection of Microplastics in the Aqueous Environment. *2023 IEEE 13th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, pp. 768–772, 2023. DOI: 10.1109/CCWC57344.2023.10099253.

[5] A. H. Iri, M. H. A. Shahrah, A. M. Ali, S. A. Qadri, T. Erdem, I. T. Ozdur, y K. Icoz. Optical detection of microplastics in water. *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 28, pp. 63860–63866, 2021. DOI: 10.1007/s11356-021-12358-2.

[6] Q. Zhang, E. G. Xu, J. Li, Q. Chen, L. Ma, E. Y. Zeng, y H. Shi. A review of microplastics in table salt, drinking water, and air: direct human exposure. *Environmental Science & Technology*, vol. 54, no. 7, pp. 3740–3751, 2020. DOI: 10.1021/acs.est.9b04535.

[7] Z. Yan, Y. Liu, T. Zhang, F. Zhang, H. Ren, y Y. Zhang. Analysis of Microplastics in Human Feces Reveals a Correlation between Fecal Microplastics and Inflammatory Bowel Disease Status. *Environmental Science & Technology*, vol. 56, no. 1, pp. 414–421, 2022. DOI: 10.1021/acs.est.1c03924.

[8] W. Gao, Y. Zhang, A. Mo, J. Jiang, Y. Liang, X. Cao, y D. He. Removal of microplastics in water: Technology progress and green strategies. *Green Analytical Chemistry*, vol. 3, p. 100042, 2022. DOI: 10.1016/j.greeac.2022.100042.

[9] E. K. Dal y R. Kilic. Design and Implementation of a Microplastic Detection and Classification System Supported by Deep Learning Algorithm. DOI: 10.21203/rs.3.rs-3890356/v1.

[10] Y. Kryvenchuk y A. Marusyk. Plastic Waste on Water Surfaces Detection Using Convolutional Neural Networks. Apr. 2024. [Online]. Available: https://ceur-ws.org/Vol-3668/paper13.pdf.

[11] H. Huang, H. Cai, J. U. Qureshi, S. R. Mehdi, H. Song, C. Liu, Y. Di, H. Shi, W. Yao, y Z. Sun. Proceeding the categorization of microplastics through deep learning-based image segmentation. *Science of The Total Environment*, vol. 2023, p. 165308, 896. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.165308.

[12] J. Xu y Z. Wang. Efficient and accurate microplastics identification and segmentation in urban waters using convolutional neural networks. *Science of The Total Environment*, vol. 911, p. 168696, 2024. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.168696.

[13] M. Padervand, E. Lichtfouse, D. Robert, y C. Wang. Removal of microplastics from the environment. A review. *Environmental Chemistry Letters*, vol. 18, no. 3, pp. 807–828, 2020. DOI: 10.1007/s10311-020-00983-1.

[14] T. Kumar, R. Brennan, A. Mileo, y M. Bendechache. Image Data Augmentation Approaches: A Comprehensive Survey and Future Directions. *IEEE Access*, vol. 4, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2301.02830.

[15] A. Buslaev, V. I. Iglovikov, E. Khvedchenya, A. Parinov, M. Druzhinin, y A. A. Kalinin. Albumentations: Fast and Flexible Image Augmentations. *Information*, vol. 11, no. 2, 2020. DOI: 10.3390/info11020125.

[16] M. Hussain. YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. *Machines*, vol. 11, no. 7, p. 677, 2023. DOI: 10.3390/machines11070677.

[17] J. Terven, D.-M. Córdova-Esparza, y J.-A. Romero-González. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, vol. 5, no. 4, pp. 1680–1716, 2023. DOI: 10.3390/make5040083.

[18] G. Jocher, A. Chaurasia, y J. Qiu. Ultralytics YOLOv8. 2023. [Online]. Available: https://github.com/ultralytics/ultralytics. [Último acceso: Nov. 6, 2024].