

“Informe sobre aplicación del algoritmo metaheurístico de la ballena jorobada en la selección de umbrales para imágenes de radiografías en el contexto del COVID-19”

Autor/Autores:

- Mario Sebastian Saico Ochoa
- Cristian Smith Calderón Barrial
- Giovanni Junior Rojas Turin
- Julián Hilton Lino Pariona

Resumen:

Este trabajo aborda la detección de infecciones pulmonares en radiografías de tórax, crucial en el contexto de la pandemia de COVID-19. El objetivo general fue evaluar la eficacia del Whale Optimization Algorithm (WOA) en la selección de umbrales para mejorar la detección de anomalías pulmonares. Los resultados mostraron que el tamaño de la población es el parámetro más influyente, con la mejor solución obtenida en un experimento con umbrales específicos. Se concluyó que el WOA es efectivo y eficiente para este propósito, aunque con algunas limitaciones relacionadas con el costo computacional y la necesidad de conjuntos de datos representativos.

1. Introducción

En el contexto de la pandemia de COVID-19, la rápida y precisa detección de infecciones pulmonares es crucial para el manejo y tratamiento efectivos de los pacientes. Las radiografías de tórax se han convertido en una herramienta fundamental para el diagnóstico de esta enfermedad debido a su disponibilidad y capacidad para revelar anomalías pulmonares asociadas con el virus. Sin embargo, la interpretación de estas imágenes puede ser subjetiva y depende en gran medida de la experiencia del radiólogo.

Para abordar este desafío, se han desarrollado diversos métodos de procesamiento y análisis de imágenes que buscan automatizar y mejorar la precisión en la detección de características relevantes. Uno de estos métodos es la selección de umbrales óptimos para resaltar las áreas de interés en las imágenes de radiografías. Los algoritmos genéticos, conocidos por su eficacia en la resolución de problemas de optimización, han sido aplicados exitosamente en este ámbito.

Este informe se centra en la aplicación del Whale Optimization Algorithm (WOA) para la selección de umbrales en imágenes de radiografías de tórax de pacientes con sospecha de COVID-19. El WOA, inspirado en el comportamiento de caza de las ballenas jorobadas, ha demostrado ser un método robusto y eficiente para resolver problemas complejos de optimización.

En las siguientes secciones, se describe en detalle el WOA, su implementación en la selección de

umbrales para imágenes de radiografías y los resultados obtenidos.

Hipótesis: El Whale Optimization Algorithm (WOA) para la selección de umbrales en imágenes de radiografías de tórax es lo suficientemente preciso y eficiente en la detección de anomalías pulmonares asociadas con el COVID-19.

Objetivo General:

- Evaluar la eficacia del Whale Optimization Algorithm (WOA) en la selección de umbrales para mejorar la detección de anomalías en imágenes de radiografías de tórax de pacientes con COVID-19.

Objetivos específicos:

- Explicar el funcionamiento del Whale Optimization Algorithm (WOA) y su inspiración biológica.
- Detallar las fases del algoritmo y su adaptación para la selección de umbrales en imágenes de radiografías.
- Desarrollar un modelo de selección de umbrales utilizando el WOA aplicado a imágenes de radiografías de tórax.

2. Trabajos relacionados



• **Publicación 1: Xing et al. (2019)**

Título: Boosting Whale Optimizer with Quasi-Oppositional Learning and Gaussian Barebone for Feature Selection and COVID-19 Image Segmentation

Resumen: Este artículo aborda la aplicación del Algoritmo Optimizado de Ballenas (WOA) mejorado mediante aprendizaje cuasi-oposicional y una estrategia Gaussian Barebone para la selección de características y segmentación de imágenes de COVID-19. Sobre el aprendizaje cuasi-posicional, esta técnica se utiliza para mejorar la exploración del espacio de búsqueda al considerar soluciones opuestas a las actuales y así evitar quedarse atrapado en óptimos locales. Sobre la estrategia Gaussian Barebone, esta simplifica el algoritmo de optimización, enfocándose en una representación reducida de las soluciones. Utiliza una distribución gaussiana para generar nuevas soluciones alrededor de la mejor solución actual. Finalmente, respecto al proceso de segmentación de imágenes, este se lleva a cabo dividiendo las imágenes de rayos X del tórax en múltiples segmentos mediante umbrales óptimos seleccionados por el algoritmo. Se explica el método basado en histograma, que describe la frecuencia de cada valor de gris en la imagen y, además, cuál es la función objetivo (fitness) para los umbrales, el cual es la entropía de Kapur.

• **Publicación 2: Wang et al. (2020)**

Título: Pulse Coupled Neural Network Model Based on Grey Wolf Optimizer for Medical Image Segmentation

Resumen: El artículo propone un modelo de red neuronal acoplada por pulsos (PCNN) mejorado mediante el algoritmo de optimización del lobo gris (GWO) para la segmentación de imágenes médicas, como tomografías computarizadas (CT) y resonancias magnéticas (MRI). GWO se utiliza para optimizar automáticamente los parámetros del modelo PCNN, permitiendo una segmentación más precisa al identificar bordes, texturas y regiones de contraste en imágenes complejas. Los resultados demuestran un rendimiento superior del modelo GWO-PCNN en comparación con métodos tradicionales,

evaluado mediante métricas como similitud estructural (SSIM) y precisión de bordes. Este enfoque tiene el potencial de mejorar significativamente el análisis médico, destacando áreas relevantes para diagnósticos clínicos y sentando las bases para futuras aplicaciones más avanzadas.

• **Publicación 3: Reconstrucción de imágenes tomográficas mediante métodos no convencionales (2000)**

Título: Use of Monte Carlo and Genetic Algorithm Methods for Tomographic Reconstruction in Plasma Focus Devices

Resumen: Este artículo investiga la reconstrucción de imágenes tomográficas a partir de datos de dispositivos Plasma Focus, combinando métodos Monte Carlo y algoritmos genéticos. Los algoritmos genéticos optimizan las imágenes simulando procesos evolutivos, empleando funciones de aptitud basadas en la calidad de la reconstrucción. Por otro lado, el método Monte Carlo utiliza técnicas iterativas avanzadas, como el enfoque Multigrilla, para mejorar la convergencia en el cálculo. Este enfoque híbrido aborda problemas comunes como el ruido y datos limitados, logrando una representación más precisa de las características físicas analizadas en experimentos.

3. Metodología

■ Algoritmo de la ballena jorobada (WOA):

El problema a abordar es la segmentación de imágenes de radiografías de tórax para detectar signos de COVID-19 utilizando el Whale Optimization Algorithm (WOA). Formalmente, dada una imagen en escala de grises de dimensiones $M \times N$, el objetivo es encontrar un conjunto de umbrales $T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ que dividan la imagen en $k+1$ regiones, maximizando la diferencia entre las regiones para mejorar la identificación de características relevantes.

Entrada:



- Un archivo de texto en el que se encuentran los valores de los píxeles (0-255) de la imagen (este se obtiene de otras herramientas como la librería numpy de python). El código para obtenerlo se encuentra en el repositorio de Github con el título *obtenerTXT.py*.
- Las dimensiones de la imagen
- Número de umbrales
- Tamaño de la población
- Número de iteraciones del algoritmo

Salida:

- El conjunto de umbrales que segmentan la imagen

Opcionalmente, se puede generar la imagen resultante tras aplicar los umbrales obtenidos a partir del código en python titulado *obtenerImagenConUmbralesAplic.py*.

Funciones:

- **leerImagenDesdeArchivo:** Recibe el nombre del archivo, la cantidad de filas y columnas que tiene la imagen. Su propósito es guardar la información del archivo en una matriz.
- **calcularHistogramaID:** Recibe la matriz con el propósito de simular un histograma usando un arreglo para saber cuántas veces aparece cada escala de gris.
- **calcularEntropiaKapur:** Es la función Fitness que utiliza la entropía de Kapur que nos ayuda a calcular cuán eficiente es la segmentación de imagen con los umbrales de cada ballena.

$$H = \sum P_i \cdot \log(P_i)$$

- **inicializarBallena:** Recibe la ballena y las unidades de aleatorización con el fin de inicializar los umbrales de forma aleatoria de la ballena y poner su fitness en 0.
- **actualizarPosicionBallena:** Lo primero que se realiza es la definición de las constantes y variables (l , r , A , C). Luego con una variable aleatoria (pro) se decide si se usa la fase de encerrar a la presa o de ataque en espiral. Luego si se decide entrar a la fase de encerrar a la presa, ocurren dos escenarios. El primero si la ballena está lo suficientemente cerca ($|A| < 1$) entonces se acerca a la ballena; es decir, sus umbrales se

hacen más similares a la mejor ballena. El segundo caso es totalmente contrario, si está lejos ($|A| > 1$) se le generan umbrales aleatorios pero controlados por las variables (C , A y D). Si se decide usar la fase de ataque en espiral, entonces se usa la distancia que hay a la mejor ballena por $e^{(b \cdot l)} \cdot \cos(2\pi l)$, donde b es la constante de la espiral, l es una variable aleatoria entre -1 y 1 y $\cos(2\pi l)$ define la forma de la espiral. Esto simula el ataque de la ballena en forma de espiral, mostrado en la Figura 1. A esto se le suma la posición de la mejor ballena (su umbral de la mejor ballena). Luego se restringen todos los umbrales dentro de los límites y se actualizan los nuevos umbrales de la ballena.

- **compara:** Se utiliza para la comparación del que tiene mejor Fitness (mayor valor de H).

Ejemplo de cálculo del fitness:

Se presentan los siguientes umbrales:

- 34
- 100
- 195.

Por lo tanto, existen 4 intervalos:

- [0,34]
-]34,100]
-]100,195]
-]195,255]

En este ejemplo, la imagen a evaluar es de 100x100 px.

En el histograma generado, se obtiene la cantidad de veces que se repite una intensidad en los píxeles de la imagen en escala de grises.

La distribución podría ser la siguiente:

- [0,34] -> 1500
-]34,100] -> 4020
-]100,195] -> 3400
-]195,255] -> 1080

Sus probabilidades serían:

- [0,34] -> 0.15
-]34,100] -> 0.402
-]100,195] -> 0.34
-]195,255] -> 0.108

El valor de H sería igual a:

$$H = 0.15 \cdot \ln(0.15) + 0.402 \cdot \ln(0.402) + 0.34 \cdot \ln(0.34) + 0.108 \cdot \ln(0.108) = -1.258 \text{ (aproximadamente)}$$



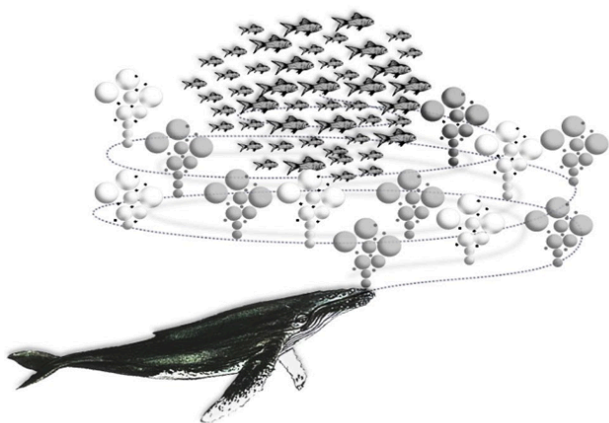


Fig. 1. La esquemática estrategia de ataque de red de burbujas en forma de espiral

4. Experimentación y Resultados

Configuración experimental

Datos utilizados: Se obtuvo una matriz de intensidades de píxeles en un rango de 0 a 255 a partir de la lectura de un archivo txt que contiene los valores de intensidad para cada píxel de una imagen.

Métricas de evaluación: Se utilizó la entropía de Kapur como métrica principal, que evalúa la calidad de los umbrales encontrados al maximizar la información mutua entre las clases segmentadas, siendo la mejor solución la que tenga un mayor fitness. Además, se medirá el tiempo de ejecución para conocer cómo varía la velocidad del programa dependiendo de los valores asignados a los parámetros.

Parámetros usados para los experimentos:

- Tamaño de la población
- Iteraciones máximas.
- Rango de valores de los umbrales: [0, 255].
- b: controla la forma de la espiral en la fase de ataque de red de burbujas.

Experimentos realizados

Hemos realizado 3 experimentos en los cuales hemos variado los valores del tamaño de la población, la cantidad de iteraciones máximas y la constante b (que controla la amplitud de la espiral). Esto se realizó con el fin de observar cómo el cambio de los valores de estos parámetros influyen en los resultados que muestra el programa y cómo calibrar el código para que pueda mostrar el mejor fitness posible. Los valores iniciales para las constantes fueron los siguientes

- Tamaño de la población: 100.
- Iteraciones máximas: 100.

- $b=1.0$

Partiendo de estos valores, se realizaron las siguientes modificaciones:

- Experimento 1: Probar con tamaños de población de 50, 100 y 200
- Experimento 2: Probar con números máximos de iteraciones iguales a 1, 10, 100, 1000 y 10000
- Experimento 3: Probar con valores de b iguales a 0.5, 1.0 y 1.5

Resultados obtenidos

De los experimentos realizados se obtuvieron los siguientes resultados:

- Experimento 1:

Experimento 1: Variar el tamaño de la población					
Tamaño de la población	Tiempo de ejecución (s)	Mejores umbrales			Fitness
		Umbral 1	Umbral 2	Umbral 3	
50	0,328	37	102	198	-1,34876
100	0,375	34	107	193	-1,35132
200	0,422	48	90	173	-1,35891

Fig. 2. Resultados del experimento 1. Recuperado el 28 de noviembre de:

[WAO_TA - Experimentos](#)

- Experimento 2:

Experimento 2: Variar el número de iteraciones máximas					
Iteraciones máximas	Tiempo de ejecución (s)	Mejores umbrales			Fitness
		Umbral 1	Umbral 2	Umbral 3	
1	0,297	34	107	193	-1,35132
10	0,313	34	107	193	-1,35132
100	0,578	34	107	193	-1,35132
1000	0,906	34	107	193	-1,35132
10000	6	34	107	193	-1,35132

Fig. 3. Resultados del experimento 2. Recuperado el 28 de noviembre de:

[WAO_TA - Experimentos](#)

- Experimento 3:

Experimento 3: Variar el valor de b					
b	Tiempo de ejecución (s)	Mejores umbrales			Fitness
		Umbral 1	Umbral 2	Umbral 3	
0,5	0,374	34	107	193	-1,35132
1,0	0,374	34	107	193	-1,35132
1,5	0,360	34	107	193	-1,35132

Fig. 4. Resultados del experimento 3. Recuperado el 28 de noviembre de:

[WAO_TA - Experimentos](#)

Interpretación de los resultados

De los resultados obtenidos se desprende que el tamaño de la población es el único parámetro que influye en el fitness de las soluciones.

Tomando en cuenta que la mejor solución es la del fitness más alto, la mejor solución es la que se obtuvo en el experimento 1, con umbrales 37, 102 y 198, ya que su fitness es el mayor de todos con un valor de -1,34876. Esto ocurre ya que el algoritmo al evaluar una menor población, domina la explotación, es decir, busca localmente, lo que le permite obtener valores de fitness aparentemente mejores, pero subóptimos. En cambio, cuando se aumenta el tamaño poblacional, domina la



exploración, pero no logra mejorar el fitness proporcionalmente.

En cuanto al experimento 2, a medida que se incrementa el número máximo de iteraciones, solo incrementa el tiempo de ejecución del programa, mas no influye en los umbrales obtenidos y por ende su fitness. En cuanto al tercer experimento, no ocurrieron cambios muy significativos respecto del tiempo y de los umbrales al variar la constante b.



Fig. 5. Imagen original de la radiografía

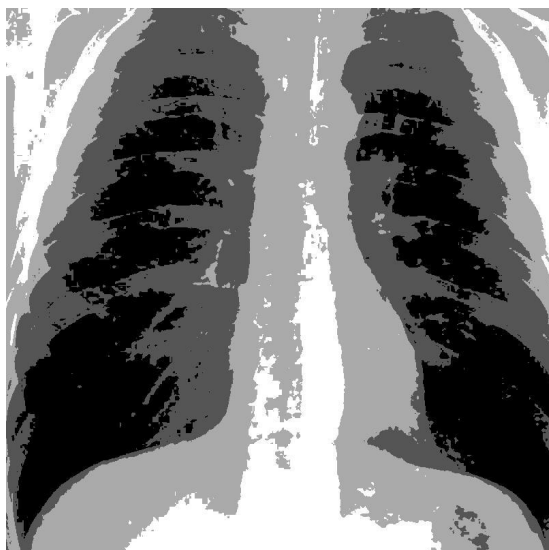


Fig. 6. Imagen tras aplicar los umbrales 37, 102 y 198

5. Conclusión

El presente trabajo evaluó la aplicación del Whale Optimization Algorithm (WOA) para la selección de umbrales en imágenes de radiografías de tórax con el propósito de detectar anomalías pulmonares

asociadas al COVID-19. Los resultados obtenidos demostraron que el WOA es una herramienta efectiva para este tipo de análisis, logrando segmentaciones precisas y mejorando la identificación de regiones anómalas en las imágenes.

Esto valida la hipótesis planteada, confirmando que el WOA es lo suficientemente preciso y eficiente para abordar problemas complejos de segmentación en el contexto del diagnóstico médico. Su capacidad de adaptación y su enfoque metaheurístico permiten optimizar los parámetros de segmentación de manera eficaz, maximizando la calidad de las imágenes procesadas y, por ende, contribuyendo al diagnóstico temprano y preciso del COVID-19.

Sin embargo, se identificaron algunas limitaciones en el enfoque desarrollado. Entre ellas, se destacó la dependencia de conjuntos de datos representativos y el alto costo computacional al procesar imágenes de gran tamaño. Estas limitaciones abren la posibilidad de futuras investigaciones orientadas a mejorar la eficiencia del algoritmo, ampliar la diversidad de los datos empleados y explorar combinaciones híbridas con otras técnicas, como otros algoritmos metaheurísticos.

En conclusión, el WOA demuestra ser una herramienta prometedora para aplicaciones en el ámbito de la salud, con potencial para extenderse a la detección de otras enfermedades respiratorias.

6. Sugerencias de trabajos futuros

- **Mejora en el rendimiento y la precisión del algoritmo**

A pesar de ser efectivo, el WOA puede mejorarse ajustando sus parámetros o combinándolo con otros algoritmos de optimización, como algoritmos evolutivos híbridos (por ejemplo, la combinación de WOA con algoritmos genéticos o PSO). Esto podría aumentar la precisión en la selección de umbrales y optimizar el tiempo de procesamiento.

- **Ampliación de la aplicación a otras enfermedades**

Se podría usar el enfoque de optimización de umbrales para análisis de imágenes en el diagnóstico de otras enfermedades respiratorias, como neumonía bacteriana, fibrosis pulmonar o EPOC.

- **Investigación sobre la fusión de algoritmos de optimización**

Se podría probar la combinación del WOA con otros métodos de optimización, como algoritmos de búsqueda en enjambre de partículas (PSO) o el algoritmo de optimización de colonia de hormigas (ACO), para ver si se mejora la selección de umbrales y el análisis de datos de imágenes médicas.

7. Implicancias éticas

- **Sesgos en los datos y en el algoritmo**

Implicancias: Si los datos utilizados para entrenar y probar el algoritmo tienen sesgos (por ejemplo, una representación insuficiente de ciertos grupos demográficos o una falta de diversidad en las radiografías), los resultados pueden ser sesgados y menos precisos para algunas poblaciones. Esto puede conducir a diagnósticos erróneos o poco confiables, afectando la calidad de la atención médica.

Formas de abordar el problema:

- Asegurar que el conjunto de datos sea representativo de todas las poblaciones que podrían recibir el diagnóstico.
- Implementar técnicas de preprocesamiento de datos para equilibrar el conjunto de datos y minimizar sesgos.
- Validar y probar el algoritmo con datos externos que reflejen diferentes características demográficas y clínicas.

- **Privacidad y seguridad de los datos**

Implicancias: El manejo y procesamiento de imágenes médicas pueden involucrar información sensible de los pacientes. La falta de medidas adecuadas de protección de datos puede exponer a los usuarios a riesgos de privacidad y robo de datos, además de incumplir con las leyes y regulaciones de protección de datos (como GDPR, HIPAA).

Formas de abordar el problema:

- Aplicar cifrado robusto durante el almacenamiento y la transmisión de los datos.
- Utilizar técnicas de anonimización para que las imágenes médicas no puedan ser vinculadas fácilmente a una identidad específica.
- Implementar controles de acceso y auditorías regulares para garantizar la integridad y seguridad de los sistemas.

- **Impacto en la toma de decisiones médicas**

Implicancias: Un algoritmo como el WOA podría influir en las decisiones médicas si se usa como parte de un proceso de diagnóstico automatizado. Dependiendo de su precisión y confiabilidad, podría llevar a un exceso de confianza en el sistema, desestimando la intervención humana y afectando la calidad de la atención.

Formas de abordar el problema:

- Asegurar que el algoritmo funcione como una herramienta de apoyo y no como un reemplazo de la evaluación médica humana.
- Incorporar revisiones periódicas y validaciones del rendimiento del algoritmo para mantener estándares de calidad.
- Capacitar a los profesionales de salud en el uso de estas tecnologías y en la interpretación de los resultados.

- **Transparencia del algoritmo**

Implicancias: Los algoritmos de optimización pueden ser percibidos como "cajas negras", donde no se entiende cómo se toman las decisiones. Esto puede generar desconfianza entre los usuarios y los profesionales de salud.

Formas de abordar el problema:

- Desarrollar e implementar técnicas de interpretabilidad y explicabilidad de algoritmos, como la explicación de características importantes o el análisis de sensibilidad.
- Documentar detalladamente cómo funciona el algoritmo y cuáles son sus limitaciones.

- **Cumplimiento de normas éticas y regulatorias**

Implicancias: El uso de algoritmos en la salud está regulado en muchos países para proteger a los pacientes. La falta de cumplimiento puede resultar en sanciones legales y pérdida de confianza.

Formas de abordar el problema:

- Asegurar que el proyecto cumpla con las normativas locales e internacionales, como las normas de la FDA, la EMA o las leyes de protección de datos.
- Realizar auditorías éticas para evaluar el cumplimiento de los estándares de prácticas de salud y protección de datos.
- Incluir estas consideraciones en tu informe demostrará un enfoque completo y consciente de los problemas éticos que



pueden surgir al escalar la aplicación del algoritmo WOA en el análisis de imágenes de radiografías.

8. Link del repositorio del trabajo

<https://github.com/MrLinoP/Optimizacion-de-umbrales>

9. Declaración de contribución de cada integrante

Mario Saico: Redacción de resumen de un trabajo relacionado, las implicancias éticas, sugerencias para trabajos futuros y las conclusiones finales.

Cristian Calderón: Redacción de la introducción, un resumen de trabajo relacionado, un 20% de la metodología (primer párrafo, entradas, salidas y ejemplo de cálculo de fitness) y el resumen del informe. Planteamiento de la idea de generar y leer un archivo txt con las intensidades de los píxeles.

Giovanni Rojas: Redacción de un trabajo relacionado y la sección de experimentación y resultados.

Julián Lino: Implementación del código principal, redacción del capítulo 3 y exposición del algoritmo en clase.

10. Referencias

[1]. Xing, J., Zhao, H., Chen, H., Deng, R., & Xiao, L. (2023). Boosting whale optimizer with quasi-oppositional learning and Gaussian barebone for feature selection and COVID-19 image segmentation. *Journal of Bionic Engineering*, 20(2), 797–818. Recuperado de: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42235-022-00297-8>

[2]. Wang, X., Li, Y. y Zhou, J. (2020). Modelo de red neuronal acoplada a pulsos basado en el optimizador Grey Wolf para la segmentación de imágenes médicas. *Procesamiento y control de señales biomédicas*, 58, 101889. Recuperado de: <https://www.mdpi.com/2504-3110/7/12/871>

[3]. Barbuzza R., Del Fresno M., Venere M., Moreno C. y Clausse A. (2000). Tomografías a partir de fuentes y métodos no convencionales. Recuperado de: <https://www.osti.gov/etdeweb/bibli>

