VOLUMEN 48
XXXI Verano De la Ciencia
ISSN 2395-9797
www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Optimización de Trayectorias para Drones Basada en Retroalimentación Visual

Emiliano García Pérez[1], José Eduardo Yáñez Ávalos[1], Javier Alfonso Hernández Gómez[2], Juan Pablo I. Ramírez Paredes[1]
[1]Departamento de Ingeniería Electrónica, Universidad de Guanajuato. Salamanca, México.
[2]Universidad Simón Bolívar. Cúcuta, Colombia.
jpi.ramirez@ugto.mx

Resumen

La captura autónoma de imágenes con vehículos aéreos no tripulados requiere trayectorias que maximicen la cobertura visual del objeto de interés. En este trabajo se propone una estrategia de optimización de trayectorias parametrizadas como secuencias de puntos con un vector de estados reducido que representa posición y orientación alrededor del eje Z. La calidad visual de cada punto se evalúa mediante una función de idoneidad que combina la proporción de área ocupada por el objeto en la imagen y la alineación de su centroide con el centro del encuadre, mientras que la variedad de vistas se fomenta maximizando la dispersión espacial entre puntos de interés consecutivos. El problema resultante se resuelve mediante dos algoritmos libres de derivadas basados en simplex: Nelder-Mead, que incorpora restricciones por medio de la penalización, y COBYLA, que admite restricciones lineales explícitas. La propuesta se valida en simulación con el entorno Webots R2025a, empleando un dron Crazyflie y el detector YOLO v8 sobre un modelo 3D de figura humana. Se comparan rutas iniciales de tipo circular, cuadrada y aleatoria, con y sin ruido aditivo. Los resultados muestran que ambos algoritmos reducen el costo de la función objetivo en todos los casos, con las mayores mejoras en rutas iniciales aleatorias (de 1025.8 a 55.0 con Nelder-Mead y de 1886.8 a −26.9 con COBYLA), y que las trayectorias optimizadas tienden a formas circulares alrededor del objeto, confirmando la efectividad de la técnica propuesta para la adquisición autónoma de imágenes con retroalimentación visual.

Palabras clave: vehículos aéreos no tripulados, optimización de trayectorias, robótica aérea

Introducción

Los vehículos aéreos no tripulados, también llamados comúnmente drones, son sistemas que puede llevar cargas útiles con sensores tales como cámaras, telémetros láser, barómetros, entre otros. En el caso de las cámaras monoculares, la combinación de múltiples imágenes capturadas por un dron, junto con algoritmos avanzados de fotogrametría y los datos de navegación de sensores inerciales y de navegación global basada en satélites (GNSS, por sus siglas en inglés), permite llevar a cabo reconstrucciones en 3D de objetos de interés. En varios casos de uso, se confía en operadores humanos para que conduzcan de manera remota el dron, y sea a través de la selección de movimientos de estos operadores que se lleve a cabo la captura de imágenes. En varias aplicaciones, sobre todo en tareas que resultan repetitivas, se busca una alternativa completamente automática para el trazado y ejecución de trayectorias.

El uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV) para tareas de inspección, vigilancia y reconstrucción tridimensional ha impulsado un volumen creciente de trabajos sobre planificación de trayectorias con restricciones visuales. La calidad de la información captada por la cámara a bordo depende, de forma conjunta, de la posición del dron y de la orientación de su eje óptico; por ello, la optimización de la cobertura visual no puede desligarse del control de la cámara

Una parte importante de la literatura se ha centrado en la planificación de rutas de cobertura (del inglés *Coverage Path Planning*, CPP) clásica, donde predominan escenarios con áreas 2D o cámaras fijas apuntando hacia abajo. Más recientemente, (Papaioannou *et al*., 2025) formularon la cobertura 3D como un problema de control óptimo en horizonte finito deslizante, optimizando simultáneamente las entradas cinemáticas del UAV y los parámetros de la cámara (rotación y aumento o *zoom*). La formulación produce trayectorias de cobertura completas, pero exige resolver en línea un problema de programación no lineal con un modelo dinámico explícito. En paralelo, el marco de la mejor vista siguiente (en inglés, *Next-Best-View* o

ISSN 2395-9797
www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

NBV) y sus extensiones guiadas por calidad han orientado la exploración hacia regiones de mayor incertidumbre o menor calidad de reconstrucción, típicamente representadas mediante campos de distancia con signo truncados (TSDF, por sus siglas en inglés) (Maboudi *et al*., 2023; Sportich *et al*., 2025; Zhang *et al*., 2024). Estas técnicas son potentes para reconstrucción y exploración, pero introducen estructuras de optimización y representación como mallas y mapas volumétricos que exceden el alcance de aplicaciones cuyo objetivo se reduce a maximizar la fracción de imagen ocupada por un objeto de interés conocido.

Un eje complementario, aunque distinto, lo constituye la optimización de trayectorias energéticamente eficientes, abordada mediante generadores de referencia cuasi-óptimos (Bianchi *et al*., 2024), control predictivo no lineal (NMPC) (Mubdir & Prempain, 2024) y técnicas clásicas para minimizar el consumo (Yacef *et al*., 2017). Estos trabajos ponen de relieve la conveniencia de métodos computacionalmente ligeros cuando la planificación se ejecuta a bordo. En el ámbito regional, también se han explorado algoritmos bio-inspirados para rutas de cobertura en UAV agrícolas (Yang, 2025), lo que confirma el interés por heurísticas que evitan el coste de los esquemas de control óptimo.

En este trabajo se aborda la cobertura visual desde una perspectiva distinta: la trayectoria se parametriza como una secuencia de puntos de interés, y se maximiza el porcentaje de píxeles que el objeto de interés ocupa en la imagen capturada. La función objetivo, definida a partir de la imagen, se minimiza con métodos libres de derivadas. En las siguientes secciones se describe la formulación del problema de optimización, se describen el entorno de simulación y los experimentos realizados, y se comparan las trayectorias obtenidas con versiones iniciales geométricas.

Metodología

Comenzamos la creación de las trayectorias a optimizar parametrizando puntos de referencia iniciales con un vector de estados reducido para el dron. Si bien otras formulaciones de este problema han utilizado vectores de estados más amplios, optamos por reducir la cantidad de estados por dos motivos: el primero fue la reducción del tamaño del espacio de búsqueda durante la optimización, mientras que el segundo fue la disponibilidad de un controlador de vuelo basado en lazos anidados del tipo PID, con lo que se pueden obtener configuraciones de posición y ángulo de giro (*yaw*) a voluntad. El vector de estados reducido es

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \theta \end{bmatrix},$$

mientras que a la secuencia de todos los estados considerados en una trayectoria se le llama X. La cámara a bordo del dron se asume con su eje óptico alineado con el eje X del dron. La tarea que realiza el dron es la adquisición de imágenes de un objeto de interés, de una categoría conocida. Definimos como $A(\boldsymbol{x})$ a la función que determina la proporción de cobertura del rectángulo que envuelve al objeto en la imagen tomada por la cámara cuando el dron se encuentra en x, con respecto al área total de la imagen. Así, $A(\boldsymbol{x}) \in [0,1]$, con $A(\boldsymbol{x}) = 1$ solo si la imagen completa es el rectángulo que envuelve al objeto. En el caso de que el rectángulo que envuelve al objeto toque los bordes de la imagen, se considera que $A(\boldsymbol{x}) = 0$. También consideramos deseable la alineación del centroide de la región rectangular que envuelve al objeto con el centro de la imagen, denotando como $\mathrm{L}(\boldsymbol{x})$ la distancia entre ambos puntos causada por el estado x del dron. Con ambos componentes se define una función de idoneidad visual $F_v(\boldsymbol{x}) = w_1 A(\boldsymbol{x}) - w_2 L(\boldsymbol{x})$, donde los pesos positivos w_1 y w_2 se seleccionan para equilibrar la contribución de ambos factores.

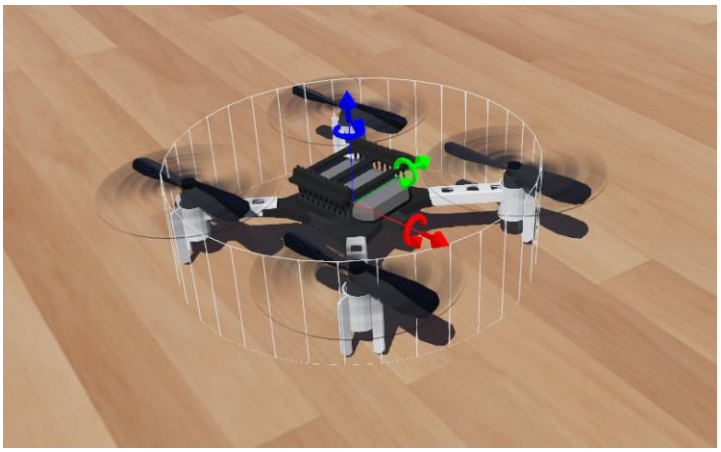


Figura 1. Vista del dron Crazyflie de la empresa Bitcraze, dentro del simulator Webots R2025a.

Otro aspecto de importancia para los vuelos de captura de imágenes en nuestra aplicación es la variedad de puntos de vista que se pueden obtener en una sola trayectoria. La manera en que se buscó incrementar esta variedad fue buscando que las ubicaciones desde las cuales se capturaran las imágenes fueran distantes entre sí. Consideramos entonces la función de distancia total:

$$F_d(X) = \sum_{i=2}^{N} \|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x_{i-1}}\|$$

donde la métrica $\|\cdot\|$ se selecciona de acuerdo con el vector de estados considerado. En el caso general, se utiliza la norma L_2. Minimizar F_d equivale a solicitar que los puntos de la trayectoria se encuentren próximos entre sí, mientras que al ampliar su valor se consigue alejarlos. Esto último es nuestro objetivo en este trabajo.

En todo momento, se considera una región válida para la posible trayectoria. Para nuestras pruebas del presente trabajo, simplificamos esta región a la intersección de dos esferas en $\mathbb{R}^3$, de manera que queden excluidos puntos muy cercanos al objeto de interés, así como otros considerados demasiado alejados. Llamamos a esta región válida $V \subset \mathbb{R}^3$.

Con estos elementos definidos, podemos mostrar el problema de optimización considerado para las trayectorias del dron.

$$\arg\min_{X} \quad -\alpha F_d(X) - \beta \sum_{i=1}^{N} F_v(\boldsymbol{x_i})$$

Sujeto a

$$\boldsymbol{x_i} \in V$$

$$l_{min} < \|\boldsymbol{x_i} - \boldsymbol{x}_{i-1}\| < l_{max}, \qquad i > 1$$

donde

$$i \in [0, N], i \in \mathbb{Z}_+$$

La segunda restricción está pensada para limitar la dispersión de los puntos clave de la trayectoria, para impedir que queden demasiado agrupados o separados. Esto es independiente de la región válida V. Los parámetros l_{min} y l_{max} dependen entonces del problema. Así mismo, los valores de los parámetros α y β deben determinarse de acuerdo con la resolución de la cámara utilizada y el tamaño del espacio donde vuela el dron, de manera que los términos de la función de costo a minimizar queden balanceados en importancia.

VOLUMEN 48
XXXI Verano De la Ciencia
ISSN 2395-9797
www.jovenesenlaciencia.ugto.mx

Para llevar a cabo las optimizaciones de las trayectorias, recurrimos a algoritmos probados y robustos. En primer lugar, consideramos el algoritmo libre de derivadas de Nelder-Mead. Aunque este algoritmo está formulado para optimización sin restricciones, se pueden incorporar en la función de costo, a través de la definición de costos elevados para puntos que violan las restricciones. El algoritmo Nelder-Mead utiliza un simplex o estructura $(n+1)$-dimensional en espacios de búsqueda de n dimensiones, y actualiza la posición de los puntos de esta estructura para explorar y encontrar las direcciones de mayor descenso en la función de costo.

Similarmente, el otro algoritmo utilizado en ese trabajo también se basa en estructuras simplex: su nombre es COBYLA (optimización restringida con aproximación lineal, por las siglas en inglés), y permite incorporar directamente restricciones en forma de desigualdades lineales.

Pruebas y resultados

Para verificar el funcionamiento de la estrategia propuesta en la sección anterior, utilizamos el simulador Webots en su versión R2025a, junto con implementaciones de algoritmos de optimización.

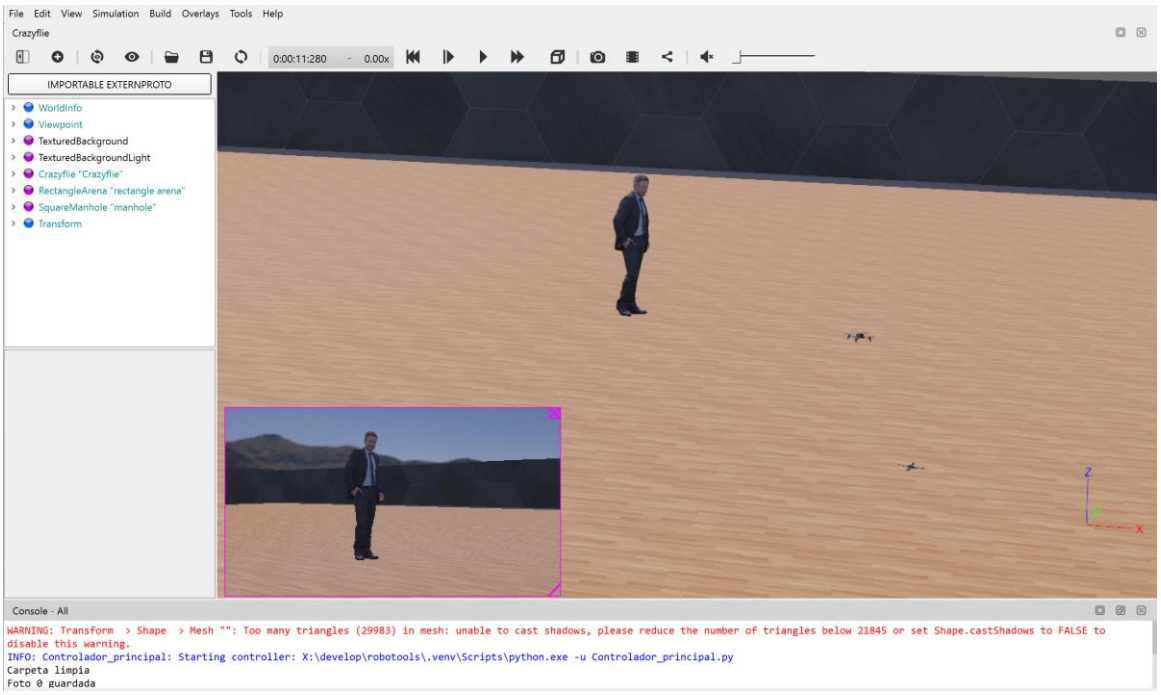


Figura 2. Captura de pantalla durante la ejecución de una de las simulaciones de seguimiento de trayectoria con un dron Crazyflie, dentro del simulador Webots R2025a.

El escenario de simulación consiste en un área plana limitada por un muro perimetral, dentro del cual se coloca un objeto de interés, con la finalidad de capturar imágenes de él con el dron en movimiento. Dentro de las categorías de objetos reconocidas por el sistema YOLO v8 (Jocher *et al.*, 2022/2026), una de las más utilizadas y con mejores resultados es la figura humana. Por lo tanto, colocamos un modelo 3D de una persona dentro del escenario como el objeto de interés. En la Figura 2 se muestra una captura de pantalla de una simulación en curso, donde se pueden apreciar la figura humana y el dron capturando imágenes, con un inserto que representa la imagen que captura en ese momento la cámara frontal del dron Crazyflie.

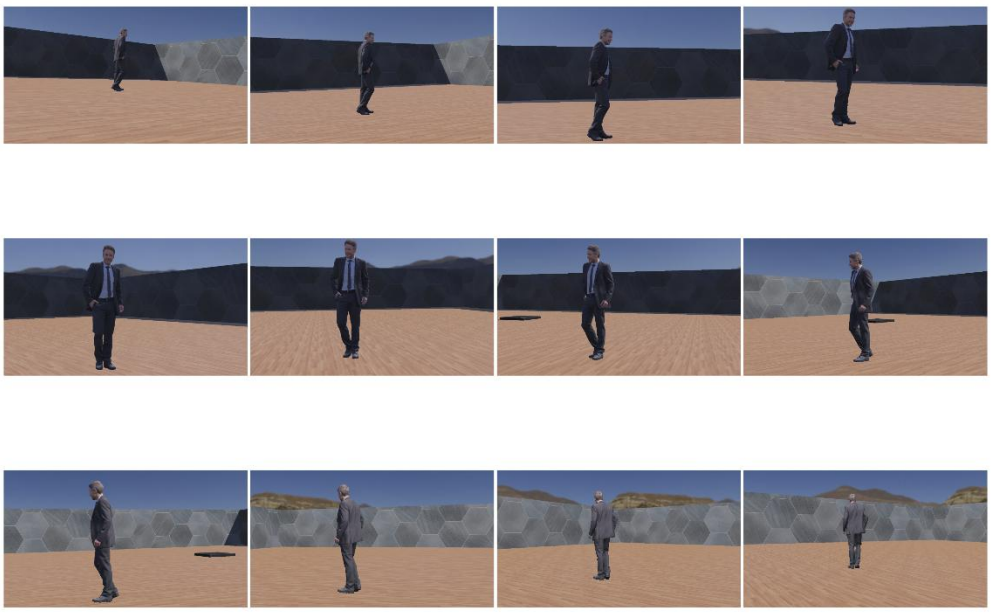


Figura 3. Ejemplo de secuencia de fotografías de un objeto de interés (maniquí) capturadas desde 12 puntos de la trayectoria del dron, tras una optimización.

En todas las simulaciones, manejamos un conjunto de puntos de interés o *waypoints*, a través de los cuales se ajusta una trayectoria suavizada por interpolación con curvas spline. Independientemente de si la ruta ha sido sometida a una optimización o no, se obtienen las fotografías desde los *waypoints* para evaluar la calidad de la ruta con la función de costo que se especificó en la sección de Metodología. En la Figura 3 se muestra una secuencia de imágenes de ejemplo, capturadas desde múltiples *waypoints* durante un vuelo simulado del dron.

Rutas optimizadas

Como se mencionó en la sección de Metodología, para optimizar las rutas iniciales se aplican dos algoritmos, el de Nelder-Mead y el COBYLA. En estas pruebas de simulación, debido al costo computacional de las optimizaciones, simplificamos el problema a rutas sobre una altura constante con respecto al suelo, y restringiendo la orientación del dron para que la cámara siempre apunte al objeto de interés. A continuación, se muestran algunos ejemplos de rutas, antes y después de su optimización.

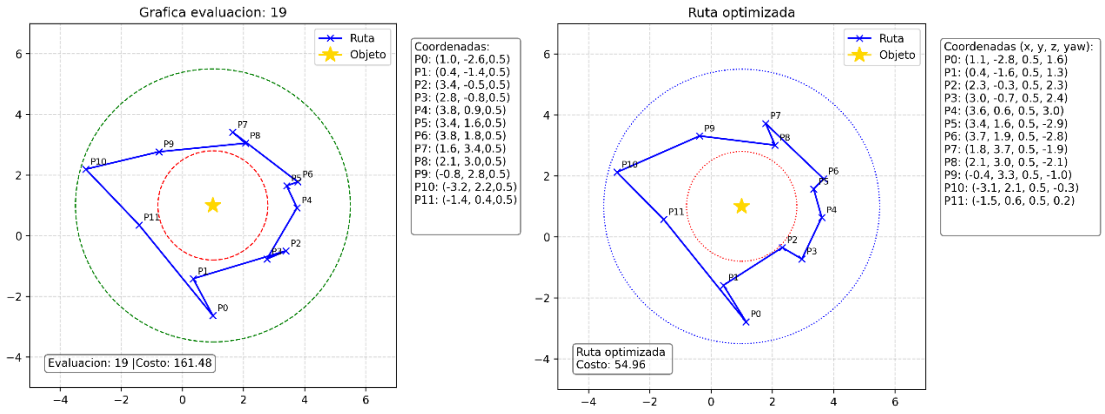


Figura 4. Comparación entre una ruta inicial aleatoria (izquierda) y la ruta resultante (derecha) tras la ejecución del algoritmo de optimización Nelder-Mead.

Los primeros ejemplos se obtuvieron al inicializar las rutas con puntos obtenidos con un generador de números pseudoaleatorios. Puede apreciarse tanto en la Figura 4 como en la Figura 5 el efecto de la optimización con ambos algoritmos sobre la posición de los puntos de las trayectorias, así como el descenso que causa este proceso en el costo reportado de las trayectorias.

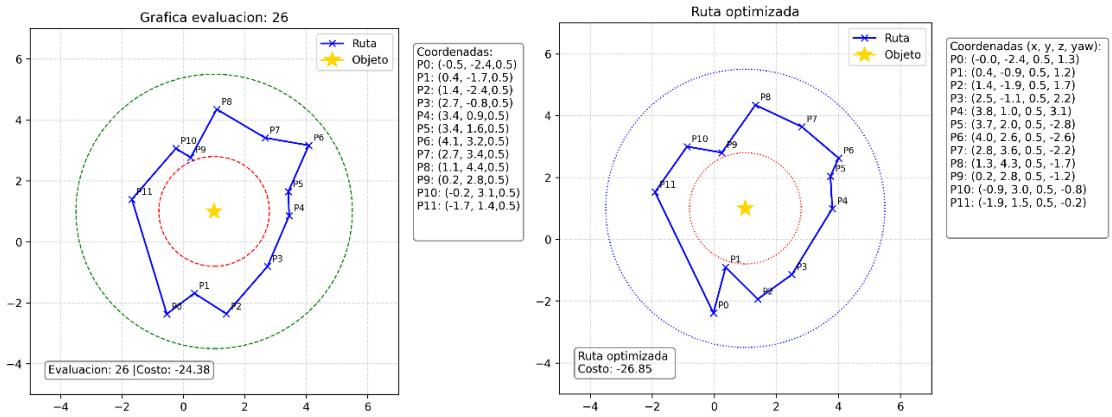


Figura 5. Comparación entre una ruta inicial aleatoria (izquierda) y la ruta resultante (derecha) tras la ejecución del algoritmo de optimización COBYLA.

Otra ruta de interés que mostramos para su apreciación cualitativa es una trayectoria en forma de cuadrado, que se contamina con ruido en la posición. En la Figura 6 se muestra el resultado de aplicar la optimización por el algoritmo de Nelder-Mead a esta trayectoria, mostrando que la ruta obtenida tiende a la forma circular que cabría esperar como la mejor en este contexto.

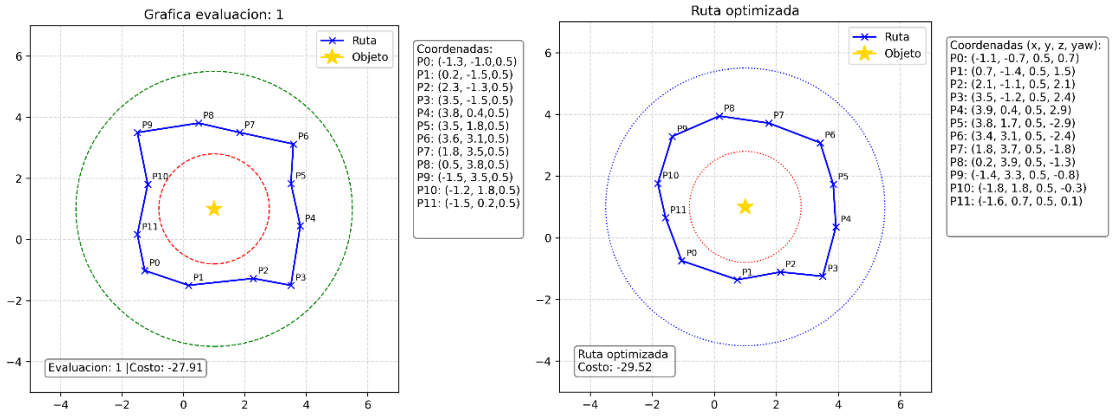


Figura 6. Comparación entre una ruta inicial cuadrada con ruido aditivo (izquierda) y la ruta resultante (derecha) tras la ejecución del algoritmo de optimización Nelder-Mead.

Podemos comparar el anterior resultado con el mostrado en la Figura 7, donde se muestra el efecto del algoritmo COBYLA sobre otra ruta cuadrada contaminada con ruido. En este caso, también se aprecia un descenso en el costo y un progreso hacia una forma con mayor dispersión de los puntos, tendiendo a lo circular.

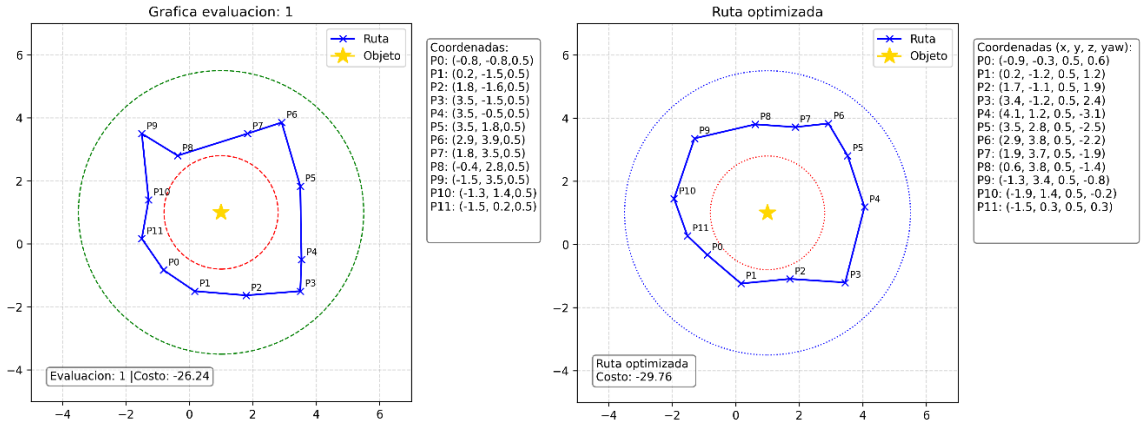


Figura 7. Comparación entre una ruta inicial cuadrada con ruido aditivo (izquierda) y la ruta resultante (derecha) tras la ejecución del algoritmo de optimización COBYLA.

Evaluación cuantitativa

Con la finalidad de mostrar un concentrado de los resultados numéricos obtenidos durante nuestras pruebas, incluimos en la Tabla 1 un resumen de los costos de las trayectorias, antes y después la optimización. Los resultados están agrupados inicialmente por algoritmo, incluyendo el de Nelder-Mead y el COBYLA, para luego mostrar cinco tipos de ruta inicial: circular, circular con ruido, cuadrada, cuadrada con ruido, y completamente aleatoria.

***Tabla 1**. Comparación del cambio en el costo de la función objetivo, para los algoritmos de optimización Nelder-Mead y COBYLA, considerando cinco tipos distintos de ruta inicial.*

Algoritmo	Tipo de ruta	Costo inicial	Costo optimizado
Nelder-Mead	Circular	-19.656	-19.956
	Circular con ruido	-19.772	-29.545
	Cuadrada	-27.350	-28.072
	Cuadrada con ruido	-27.911	-29.524
	Aleatoria	1025.804	54.958
COBYLA	Circular	-19.655	-28.932
	Circular con ruido	-20.286	-29.001
	Cuadrada	-27.317	-29.941
	Cuadrada con ruido	-26.241	-29.760
	Aleatoria	1886.789	-26.855

En esta tabla, es posible apreciar que la mayor reducción en el costo corresponde, en ambos algoritmos, a la obtenida tras optimizar la ruta aleatoria. Esto es consistente con el hecho de que las rutas circulares y cuadradas, aún en sus versiones con ruido, ofrecen desde el inicio un conjunto de puntos distribuidos de manera relativamente uniforme alrededor del objeto de interés, por lo que la optimización las mejora pero no tiene un efecto tan pronunciado como en las rutas que no proporcionan similar variedad de puntos de vista del objeto, como es el caso de las rutas aleatorias.

Conclusiones

En este trabajo se presentó una estrategia de optimización de trayectorias para drones orientada a maximizar la calidad de las imágenes capturadas de un objeto de interés, empleando exclusivamente retroalimentación visual. La formulación adoptada, basada en un vector de estados reducido y en una función objetivo que equilibra cobertura, centrado y dispersión espacial de los puntos de paso, demostró ser efectiva a pesar de la naturaleza no diferenciable del problema, gracias al uso de los algoritmos Nelder-Mead y COBYLA.

Los resultados experimentales en simulación permiten extraer varias conclusiones relevantes. En primer lugar, ambos algoritmos consiguen reducciones significativas en el costo de la función objetivo para todos los tipos de ruta inicial evaluados, lo que valida la formulación del problema y la pertinencia de los métodos de optimización seleccionados. En segundo lugar, las trayectorias optimizadas tienden de manera consistente a adoptar formas aproximadamente circulares alrededor del objeto de interés, lo cual es coherente con la intuición geométrica de que una distribución equidistante y angularmente variada de los puntos de vista maximiza tanto la cobertura visual individual como la diversidad de perspectivas. En tercer lugar, las rutas iniciales que ya poseen una distribución razonablemente uniforme, como las circulares y cuadradas, experimentan mejoras moderadas, mientras que las rutas aleatorias se benefician de reducciones drásticas de costo, lo que sugiere que la estrategia propuesta es particularmente útil cuando no se dispone de una conjetura inicial de calidad.

Desde una perspectiva comparativa, COBYLA mostró un desempeño global superior al de Nelder-Mead en la mayoría de los casos, atribuible a su capacidad para manejar explícitamente las restricciones del problema en lugar de depender de penalizaciones en la función de costo. No obstante, ambos algoritmos resultaron computacionalmente ligeros y adecuados para su potencial ejecución a bordo, en contraste con enfoques basados en control óptimo o en representaciones volumétricas como las empleadas en los esquemas Next-Best-View.

Las limitaciones del presente estudio incluyen la simplificación de la región válida a la intersección de dos esferas, la ausencia de obstáculos en el escenario de simulación y la dependencia de un detector preentrenado (YOLO v8) cuya precisión puede variar entre categorías de objetos. Como trabajo futuro se contempla la incorporación de evasión de obstáculos en la formulación, la validación experimental en entornos reales con plataformas físicas, y la extensión a múltiples objetos de interés. Asimismo, se explora la posibilidad de integrar la optimización en un lazo cerrado con el controlador de vuelo, de modo que la trayectoria pueda re-planificarse en línea ante cambios en la escena o en la posición del objeto.

Referencias

Bianchi, D., Borri, A., Cappuzzo, F., & Di Gennaro, S. (2024). Quadrotor Trajectory Control Based on Energy-Optimal Reference Generator. *Drones*, *8*(1), 29. https://doi.org/10.3390/drones8010029

Jocher, G., Qiu, J., Liu, M., Lyu, S., Akyon, F. C., & Kalfaoglu, M. E. (2026). *Ultralytics YOLO26: Unified Real-Time End-to-End Vision Models* (Versión 8.0.0) [Python]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2606.03748 (Obra original publicada en 2022)

Maboudi, M., Homaei, M., Song, S., Malihi, S., Saadatseresht, M., & Gerke, M. (2023). A Review on Viewpoints and Path Planning for UAV-Based 3-D Reconstruction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *16*, 5026–5048. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3276427

Mubdir, B., & Prempain, E. (2024). Energy-Efficient Trajectory Optimization with Nonlinear Model Predictive Control for a Quadrotor UAV. *2024 European Control Conference (ECC)*, 3576–3581. https://doi.org/10.23919/ECC64448.2024.10591228

Papaioannou, S., Kolios, P., Theocharides, T., Panayiotou, C. G., & Polycarpou, M. M. (2025). Jointly-Optimized Trajectory Generation and Camera Control for 3D Coverage Planning. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, *24*(8), 7519–7537. https://doi.org/10.1109/TMC.2025.3551362

Sportich, B., Boubakri, K., Simonin, O., & Renzaglia, A. (2025). *Quality-guided UAV Surface Exploration for 3D Reconstruction*. arXiv. https://doi.org/10.48550/ARXIV.2511.20353

Yacef, F., Rizoug, N., Bouhali, O., & Hamerlain, M. (2017). Optimization of energy consumption for quadrotor UAV. *International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (IMAV)*.

Yang, Z. (2025). *Optimización de rutas de UAVs agrícolas mediante algoritmos bio-inspirados*. https://hdl.handle.net/20.500.14352/122653

Zhang, S., Liu, C., & Haala, N. (2024). Guided by model quality: UAV path planning for complete and precise 3D reconstruction of complex buildings. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *127*, 103667. https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103667