



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

# **Detección, localización y sujeción de una línea de media tensión por medio de técnicas de visión artificial**

**Alay Camilo Lopez Castaño**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Minas, Departamento de Energía Eléctrica y Automática  
Medellín, Colombia  
2024

# **Detección, localización y sujeción de una línea de media tensión por medio de técnicas de visión artificial**

**Alay Camilo Lopez Castaño**

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

**Magíster en Automatización Industrial**

Director:

Ph.D. German Darío Zapata Madrigal

Codirector:

Ph.D. Freddy Bolaños Martínez

Línea de Investigación:

Automatización robótica

Grupo de Investigación:

Grupo Teleinformática y Teleautomática (TyT)

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Energía Eléctrica y Automática

Medellín, Colombia

2024

*A mi familia*

## **Declaración de obra original**

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.

Alay Camilo Lopez Castaño

Fecha 30/01/2024

## **Agradecimientos**

A mi director de tesis, profesor Ph.D. Germán Darío Zapata Madrigal, cuyo rigor académico, mentoría y visión innovadora han sido pilares fundamentales en mi desarrollo profesional. Su habilidad para desafiar y expandir los límites de mi pensamiento ha sido crucial en la realización de esta investigación. Agradezco sinceramente su orientación valiosa y su fe en mis capacidades. Esta tesis es un homenaje a su influencia y un agradecimiento por el camino recorrido bajo su tutela.

A mi codirector de tesis, profesor Ph.D. Freddy Bolaños Martínez, cuya sabiduría, guía y apoyo incondicional han sido faros de luz en el camino de mi formación académica. Su pasión por el conocimiento y su incansable dedicación a la enseñanza han sido fuente de inspiración constante. Esta tesis es un testimonio de su impacto en mi carrera y un reflejo de su compromiso excepcional con la excelencia.

## Resumen

### **Detección, localización y sujeción de una línea de media tensión por medio de técnicas de visión artificial**

Esta tesis presenta una metodología para la detección, segmentación y sujeción de líneas eléctricas de media tensión compactas, orientada a mejorar la autonomía de los robots en tareas de mantenimiento e inspección. Utilizando un enfoque que combina umbrales de profundidad y color para la segmentación y localización de las líneas, el algoritmo propuesto ofrece una solución específica para la identificación de líneas eléctricas compactas en diversos entornos, este enfoque se combina con la detección de contornos para realizar segmentación de instancia, lo que permite discriminar cada una de las líneas eléctricas. Para la sujeción se aborda el problema de planificación de trayectoria, primero, estimando la posición y orientación de la línea eléctrica en el espacio, luego, moviendo el robot a través de tres puntos 3D que dependen de las condiciones iniciales del robot, y la orientación y posición de la línea. El algoritmo propuesto para la detección y segmentación de la línea resulta ser comparable en términos de precisión y desempeño con la de YOLOv8 nano. Además, se evalúa la eficacia del algoritmo para la estimación de la posición de la línea en un entorno práctico mediante el análisis de la precisión de la metodología para estimar la posición 3D del efector final de un robot, obteniendo un error promedio de 3 cm, basado en la medición de cien puntos distintos. Los resultados indican una precisión aceptable en el contexto de este trabajo. Esta investigación no solo destaca la viabilidad del algoritmo propuesto para la automatización en el sector eléctrico, además, establece un marco para futuras mejoras y aplicaciones en el campo de la robótica y el mantenimiento de líneas eléctricas.

**Palabras clave:** Detección de Líneas Eléctricas Compactas, Robótica Autónoma, SGBM, Segmentación de Instancias, YOLOv8, Visión por Computadora.

## Abstract

### **Detection, localization and clamping of a medium voltage line by means of artificial vision techniques.**

This thesis presents a methodology for the detection, segmentation and gripping of compact medium voltage power lines, oriented to improve the autonomy of robots in maintenance and inspection tasks. Using an approach that combines depth and color thresholds for the segmentation and localization of the lines, the proposed algorithm offers a specific solution for the identification of compact power lines in various environments, this approach is combined with contour detection to perform instance segmentation, which allows to discriminate each of the power lines. For gripping, the path planning problem is addressed by first, estimating the position and orientation of the power line in space, then, moving the robot through three 3D points that depend on the initial conditions of the robot, and the orientation and position of the line. The proposed algorithm for line detection and segmentation turns out to be comparable in terms of accuracy and performance with that of *YOLOv8 nano*. In addition, the effectiveness of the algorithm for line position estimation in a practical environment is evaluated by analyzing the accuracy of the methodology for estimating the 3D position of the end-effector of a robot, obtaining an average error of 3 cm, based on the measurement of one hundred different points. The results indicate an acceptable accuracy in the context of this work. This research not only highlights the feasibility of the proposed algorithm for automation in the electrical sector, but also establishes a framework for future improvements and applications in the field of robotics and power line maintenance.

**Keywords: Compact Power Line Detection, Autonomous Robotics, SGBM, Instance Segmentation, YOLOv8, Computer Vision.**

# Contenido

	Pág.
<b>Resumen .....</b>	<b>IX</b>
<b>Lista de figuras.....</b>	<b>XII</b>
<b>Lista de tablas .....</b>	<b>XIV</b>
<b>Introducción .....</b>	<b>15</b>
<b>1. Marco teórico.....</b>	<b>18</b>
1.1 Teoría general sobre agarre robótico autónomo.....	18
1.2 Antecedentes .....	32
<b>2. Propuesta metodológica para la detección, localización y sujeción de una línea de media tensión por medio de técnicas de visión artificial .....</b>	<b>41</b>
2.1 Descripción del entorno para la tarea de agarre.....	42
2.2 Preprocesamiento de imágenes .....	44
2.3 Estimación de la disparidad y mapa de profundidad.....	46
2.4 Segmentación por umbral de profundidad y color.....	49
2.5 Segmentación de instancia .....	55
2.6 Planificación de trayectoria.....	57
<b>3. Resultados.....</b>	<b>65</b>
3.1 Detección y segmentación de instancia.....	65
3.2 Estimación de la posición 3D de la línea para la planificación de trayectoria....	67
<b>4. Conclusiones y recomendaciones.....</b>	<b>69</b>
4.1 Conclusiones.....	69
4.2 Trabajos futuros .....	70
<b>A. Anexo: Método de los momentos para cálculo del centroide en una imagen ...</b>	<b>71</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>72</b>

## Lista de figuras

	Pág.
<b>Figura 1.</b> Configuración <i>Eye-in-Hand</i> . .....	21
<b>Figura 2.</b> Configuración <i>Eye-to-Hand</i> . .....	21
<b>Figura 3.</b> Distorsión óptica.....	24
<b>Figura 4.</b> Geometría proyectiva de la cámara.....	27
<b>Figura 5.</b> Relación entre las coordenadas de la imagen física $(x, y)$ y la imagen digital $(u, v)$ . $00$ corresponde al origen de coordenadas de $u$ y $v$ .....	27
<b>Figura 6.</b> Geometría de la visión estéreo. $pci$ y $pcd$ , son puntos principales de la imagen izquierda y derecha respectivamente. $pi$ y $pd$ denotan el punto de proyección del punto $P$ sobre las imágenes izquierda y derecha, respectivamente. ....	29
<b>Figura 7.</b> Geometría de la visión estéreo (vista aérea). ....	30
<b>Figura 8.</b> Mapa de disparidad denso usando la técnica de iluminación estructurada [51]. .....	32
<b>Figura 9.</b> Diagrama de flujo de la metodología propuesta. ....	42
<b>Figura 10.</b> Montaje experimental. ....	43
<b>Figura 11.</b> Cámara estéreo. Fuente.....	43
<b>Figura 12.</b> Lenovo G40-80. Fuente.....	44
<b>Figura 13.</b> imágenes antes y después del proceso de rectificación estéreo. Resolución 640x480 píxeles.....	46
<b>Figura 14.</b> Comparación entre los resultados obtenidos con <i>SGBM</i> y el método de iluminación estructura. ....	48
<b>Figura 15.</b> Mapa de disparidad de una línea eléctrica de media tensión compacta. escalado entre 0-255. ....	49
<b>Figura 16.</b> Mapa de profundidad expresado como un mapa de calor. La escala de color se encuentra en mm. ....	50
<b>Figura 17.</b> Segmentación por umbral de profundidad. ....	51
<b>Figura 18.</b> Segmentación por umbral de color. ....	52
<b>Figura 19.</b> Combinación de segmentación para la escena exterior.....	53
<b>Figura 20.</b> Combinación de segmentación para la escena interior.....	53
<b>Figura 21.</b> Filtrado de la segmentación en <i>AND</i> . ....	54
<b>Figura 22.</b> Resultados de segmentación sobre la imagen original. ....	55
<b>Figura 23.</b> Resultados de la segmentación de instancia. ....	56
<b>Figura 24.</b> Montaje experimental y planificación de trayectoria.....	57
<b>Figura 25.</b> Esqueletización de la línea eléctrica.....	59
<b>Figura 26.</b> Poda de ramas del esqueleto de la línea eléctrica.....	60

---

<b>Figura 27.</b> Esqueletización sin ramas y sin discontinuidades.....	60
<b>Figura 28.</b> Estimación pose de la línea eléctrica.....	61
<b>Figura 29.</b> Imagen estéreo para obtención de las entradas de la matriz de transformación $A$ .....	63
<b>Figura 30.</b> Métrica de intercepción sobre la unión.....	66

## Lista de tablas

	Pág.
<b>Tabla 1.</b> Estimación de parámetros de la cámara estéreo para una resolución de 640x480 píxeles.....	45
<b>Tabla 2.</b> Parámetros obtenidos del algoritmo de estimación del mapa de disparidad denso de las imágenes de prueba de [51].....	47
<b>Tabla 3.</b> Parámetros <i>SGBM</i> para las capturas de línea eléctrica compacta.....	49
<b>Tabla 4.</b> Parámetros de umbral de negro.....	52
<b>Tabla 5.</b> Métricas en la detección de líneas eléctrica de media tensión compacta entre <i>YOLO</i> y la metodología propuesta.....	66
<b>Tabla 6.</b> Errores de estimación de posición 3D utilizando <i>SGBM</i> para el cálculo de disparidad.....	67
<b>Tabla 7.</b> Errores de estimación de posición 3D utilizando el cálculo del centroide para cada imagen en la estimación de la disparidad.....	68

# Introducción

El servicio constante y sin interrupción del suministro de energía eléctrica es una necesidad vital en todo el mundo, debido a la creciente dependencia que la sociedad moderna ha desarrollado por la electricidad [1]. Por lo anterior, las actividades de mantenimiento de las líneas de alta tensión sin desconexión o en línea viva, se realizan con el fin de reparar o actualizar el sistema eléctrico sin interrupción del suministro de electricidad. En general, estas operaciones son ejecutadas por personas capacitadas llamadas linieros. Sin embargo, el entorno de trabajo en línea viva es muy riesgoso en términos de seguridad y salud en el trabajo [2], [3]. Los accidentes que ocurren en estas condiciones a menudo son fatales, ya que las actividades de mantenimiento se llevan a cabo en alturas significativas y en presencia de campos eléctricos intensos. Esto expone al personal a caídas desde grandes alturas y a descargas eléctricas, convirtiendo a los instaladores y reparadores de líneas eléctricas en una de las ocupaciones con mayor número de lesiones mortales [4], [5]. Aunque los trabajadores de línea realizan sus actividades equipadas con protecciones de seguridad, estudios estadísticos evidencian que las muertes y lesiones en estos entornos de trabajo han aumentado en los últimos años, y que existen comportamientos riesgosos en los operarios, al sentirse protegidos por los elementos de protección personal [6]. Otros estudios [7], [8] indican que trabajar en líneas desenergizadas y aterrizadas como medida de seguridad no garantiza la ausencia de accidentes. Se ha demostrado que pueden ocurrir fatalidades incluso en estas condiciones debido a voltajes transferidos, malas prácticas y errores humanos. Específicamente, los errores humanos tienen un 99% de probabilidad de ocurrencia, mientras que la probabilidad de ocurrencia de voltajes transferidos es menor al 1%.

Una estrategia prometedora para mitigar los riesgos asociados con los trabajos humanos en entornos peligrosos es el diseño e implementación de plataformas robóticas que sustituyan a los trabajadores. Cabe resaltar que dichas plataformas pueden aumentar la eficiencia, reducir costos de mano de obra y evitar accidentes mortales [9]. Los robots han ayudado en la mitigación de riesgos humanos en trabajos peligrosos, por ejemplo, en la inspección de reactores nucleares [10], [11], [12], mantenimiento automatizado de generadores aéreos [13], actividades en profundidades submarinas [14], búsqueda y rescate urbano [15] y en la inspección y mantenimiento de líneas eléctricas [16], [17], mitigando los riesgos que surgen en el desarrollo de estas actividades, sin embargo, no ha sido posible excluir completamente el factor humano, ya que estas actividades resultan complejas de realizar para los robots, requiriendo intervención humana mediante la teleoperación, por lo que en el desarrollo a largo plazo, se debe buscar en lo posible, que estos operen completamente autónomos [18]. Por las razones anteriores, los sistemas

robóticos para el mantenimiento en línea viva se han convertido en una alternativa importante y prometedora [19].

El principal problema con el uso de robots manipuladores para el mantenimiento de líneas vivas es que es difícil realizar operaciones delicadas mediante el control remoto, al mismo tiempo, el operador se enfrenta a una gran presión psicológica, lo que puede conducir a errores y accidentes [6], por lo cual, resulta de interés, que el robot manipulador llegue a realizar sus actividades con una mayor autonomía.

El desafío central de los robots manipuladores autónomos radica en su capacidad para interactuar de manera efectiva con objetos en su entorno. Para que un robot de este tipo opere con eficiencia, es fundamental que pueda no solo identificar y detectar objetos, sino también comprender su posición y orientación en el espacio. Esto le permitirá navegar y manipular objetos de manera precisa [20], [21]. La clave para alcanzar tal nivel de funcionalidad está en equipar al sistema robótico con sensores especializados que recojan información del entorno y permitan al robot tomar decisiones basadas en dichos datos [22], [23]. En este contexto, la visión por computadora desempeña un rol crucial en el funcionamiento de los robots manipuladores autónomos. Es la piedra angular que posibilita a estas máquinas percibir, comprender e interactuar de manera inteligente con su entorno. Así, mediante el uso de cámaras y algoritmos de procesamiento de imágenes, los robots son capaces de reconocer formas, tamaños, colores y patrones, facilitándoles la distinción entre diferentes objetos [24]. Esta capacidad es esencial no solo para identificar el objeto adecuado para manipular, sino también para entender su contexto dentro de la tarea en cuestión.

Una vez que un objeto ha sido identificado, la visión artificial ayuda a determinar su ubicación exacta y su orientación en el espacio. Esta información es vital para planificar la manera en que el robot debe aproximarse y manipular el objeto. Algoritmos avanzados de visión por computadora pueden calcular aspectos como la distancia al objeto, su orientación relativa, e incluso predecir su trayectoria si está en movimiento [25].

Los sistemas de visión artificial permiten a los robots aprender y adaptarse a nuevos objetos o entornos. A través de técnicas como el aprendizaje profundo, los robots pueden mejorar su capacidad de reconocimiento y manipulación a lo largo del tiempo, aumentando su eficiencia y autonomía [20], [26], [27]. En ningún caso lo anterior es una tarea sencilla para los manipuladores, y cada situación a estudiar debe tratarse por separado, teniendo en cuenta diversas condiciones del contexto o aplicación en que se esté, como lo son las características del objeto, condiciones de iluminación y requerimientos de procesamiento, como lo llega a ser el procesamiento en tiempo real. En el caso de la línea de media tensión aislada, se evidencian varios problemas principales: iluminación, la imagen se puede ver corrompida por la luz solar haciendo que los bordes que caracterizan la línea se pierdan, dificultando su detección e identificación; fondo complejo, en el fondo encontramos edificios y árboles que generan interferencia, dificultando la separación de la línea eléctrica del fondo; movimiento, la línea eléctrica es agitada por acción del viento. Por lo anterior, el presente trabajo propone un método para la detección, identificación y ubicación de la línea

de media tensión para manipulación automática de un brazo robótico en un contexto de mantenimiento de línea, con el fin de que el un manipulador robótico sea capaz de sujetar la línea automáticamente con mínima intervención humana.

El presente documento abarca las siguientes secciones: en el Capítulo 1 se presenta teoría relacionada al agarre robótico autónomo y el estado del arte de la robótica aplicada a líneas eléctricas, en el Capítulo 2 se detalla procedimiento y técnicas propuestas para el agarre robótico autónomo de la línea eléctrica de media tensión, en el Capítulo 3 se exponen los resultados obtenidos con la propuesta metodológica y, finalmente, en el Capítulo 4 se proveen las conclusiones y recomendaciones derivadas de este trabajo investigativo.

# 1. Marco teórico

## 1.1 Teoría general sobre agarre robótico autónomo

La tarea de agarre de un objeto implica acciones de sujeción y traslado del objeto de un punto a otro, teniendo en cuenta la localización espacial del objeto y la disposición de su entorno. La acción de agarre se puede dividir en tres etapas esenciales para lograr un agarre exitoso, las cuales comprenden un proceso detallado y preciso. Cada etapa juega un papel crítico en asegurar que el objeto sea manipulado de manera segura y eficiente [28]. La primera etapa “*Agarre Inicial*”, se puede subdividir en tres pasos esenciales: la detección, localización y recogida del objeto, lo que implica activar el sistema de visión y realizar ajustes necesarios para alinear el manipulador (brazo robótico) con el objeto. El primer paso “*Detección del Objeto*”, implica identificar la presencia del objeto en el entorno. En el caso de los humanos, se trata de una combinación de percepción visual y cognitiva para reconocer el objeto dentro de su campo de visión. En robótica, este proceso involucra el uso de sensores y sistemas de visión artificial para escanear el entorno y detectar la presencia de objetos. La detección es crítica porque establece el objetivo del agarre y comienza el proceso de planificación para abordar el objeto. Una vez detectado el objeto, el siguiente paso es la “*Localización del Objeto*” con precisión en el espacio. Esto implica determinar la distancia, la orientación y la posición relativa del objeto respecto al manipulador. En humanos, la localización se basa en la percepción de la profundidad y la relación espacial, utilizando tanto la visión binocular como la percepción sensorial. En la robótica, esto podría incluir el procesamiento de datos de sensores como cámaras estereoscópicas o sistemas de visión 3D, que proporcionan información detallada sobre la posición tridimensional del objeto [29]. El último paso de esta etapa es la acción física de “*recoger el objeto*”. En los humanos, esto implica un complejo conjunto de movimientos coordinados de la mano y el brazo, ajustando la postura y la fuerza de agarre según la forma, el tamaño y el peso del objeto. En robótica, la recogida requiere que el dispositivo manipulador equipado con una pinza o herramienta navegue hasta la posición del objeto teniendo en cuenta obstáculos y luego se alinee con el objeto y ejecute un agarre [30]. Este proceso a menudo requiere algoritmos sofisticados para planificar la trayectoria que el robot seguirá para llegar hasta el objeto y determinar la mejor manera para su agarre sin causar daños o deslizamientos, y puede incluir ajustes en tiempo real basados en retroalimentación táctil o de fuerza.

Luego sigue la etapa "*Operación y Control*", Una vez que el objeto está agarrado, la segunda etapa implica su transporte y manipulación. Esta es crucial, ya que requiere mantener un agarre estable mientras se traslada o manipula el objeto. Aquí, la detección táctil es particularmente vital para prevenir deslizamientos, ajustando continuamente la fuerza del agarre en respuesta a la retroalimentación sensorial [31]. Para los seres humanos, esto implica ajustes intuitivos y constantes basados en la sensación del objeto en la mano. En robótica, los sensores avanzados proporcionan datos en tiempo real que ayudan a ajustar la presión del agarre y la trayectoria del movimiento. La fase final, "*Colocación o Liberación del Objeto*", consiste en colocar o liberar el objeto en su destino. Esta etapa requiere precisión para asegurar que el objeto se deposite de manera segura y en la posición correcta. Puede implicar maniobras delicadas, especialmente si el objeto es frágil o si el espacio de colocación es limitado. En los seres humanos, esto se realiza mediante una coordinación cuidadosa de la vista y el tacto. En robótica, se utilizan algoritmos para calcular la mejor manera de liberar el objeto, teniendo en cuenta factores como la orientación deseada y la interacción con el entorno [32].

Es importante aclarar que el alcance de este trabajo se encuentra limitado a la primera etapa, es decir, "Agarre Inicial", donde el sistema de visión es crucial. Dentro de este contexto, se integran técnicas de "*Visual Servoing*" o Control Servo Visual, consideradas en la robótica como un componente clave para mejorar la eficacia y precisión en la tarea de agarre. *Visual Servoing* se refiere al conjunto de técnicas de control que utilizan retroalimentación visual o datos obtenidos a través de cámaras y otros sistemas de visión para controlar y guiar los movimientos de un robot. Esta tecnología es especialmente relevante en la etapa de "Detección y Localización del Objeto", donde la capacidad de un robot para "ver" y "comprender" su entorno juega un papel crucial en identificar y ubicar con precisión los objetos a manipular.

Dentro de la disciplina de *Visual Servoing*, se destacan dos clasificaciones metodológicas principales:

- I. ***Visual Servoing Basado en la Posición (Position-Based Visual Servoing - PBVS)***: En este enfoque, se utiliza la información visual para estimar la posición 3D del objetivo. Luego, esta información se utiliza para guiar el robot hacia el objeto de interés.

Los sistemas *PBVS* se enfocan en calcular la posición y la orientación del objetivo en el espacio y luego planificar la trayectoria del efector final del robot para alcanzar esta posición [33], [34]. Esta técnica es ideal para aplicaciones donde se requieren posiciones tridimensionales (3D) del objeto [35], como en la manipulación detallada o el ensamblaje de piezas pequeñas [36].

- II. ***Visual Servoing Basado en la Imagen (Image-Based Visual Servoing - IBVS)***: Aquí el control del robot se basa directamente en los datos de la imagen capturada por la cámara, sin necesidad de una estimación explícita de la posición 3D del

objeto. El *IBVS* se centra en la minimización del error entre la posición actual y la deseada según las características del objeto dentro de la imagen de la cámara. Esta técnica es particularmente útil en situaciones donde es difícil obtener estimaciones precisas de la profundidad o cuando la cámara no está bien calibrada en relación con el robot [36], [37], [38].

Estas metodologías son fundamentales para entender cómo los robots pueden utilizar la información visual para interactuar de manera efectiva con su entorno. Adicionalmente, ofrecen ventajas y desafíos únicos y son seleccionadas en función de los requerimientos específicos de la tarea y las limitaciones del entorno de trabajo del robot. Mientras que el *PBVS* es preferido en contextos donde la posición espacial es importante [35], el *IBVS* es a menudo la elección en situaciones que requieren una respuesta rápida y adaptativa basada en la información visual inmediata [34]. La elección entre *PBVS* e *IBVS*, o una combinación de ambas, es una decisión clave en el diseño de sistemas de control robótico avanzado, especialmente en aplicaciones que implican interacciones complejas con objetos y entornos.

La configuración de la cámara en *Visual Servoing* también resulta ser un aspecto importante, esto influye directamente en el rendimiento y la efectividad del sistema. La elección de la configuración adecuada depende de la tarea específica, el entorno operativo y las características del robot. Hay dos configuraciones principales de cámara en *Visual Servoing*: *Eye-in-Hand* y *Eye-to-Hand*.

- I. ***Eye-in-Hand (Ojo en Mano)***: En esta configuración la cámara está montada directamente en el efector final del robot (ver **Figura 1**), que puede ser una pinza o una mano robótica. *Eye-in-Hand* permite una retroalimentación visual precisa y continua del objeto y su entorno inmediato. Es útil para tareas que requieren ajustes finos y precisión, como en operaciones de ensamblaje o manipulación de objetos pequeños, sin embargo, esta configuración puede ser más compleja en términos de procesamiento de datos y control, ya que el campo de visión de la cámara cambia constantemente con el movimiento del robot. Además, requiere algoritmos avanzados para compensar el movimiento del robot y mantener un seguimiento preciso del objeto [39], [36].

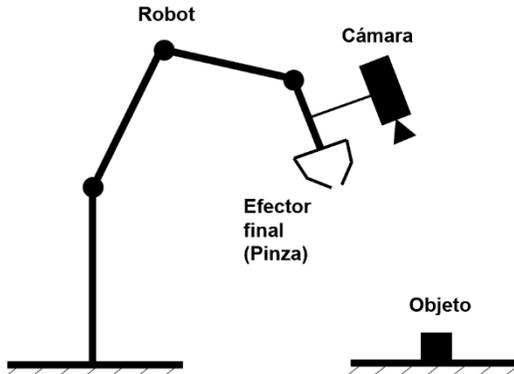


Figura 1. Configuración *Eye-in-Hand*.

- II. ***Eye-to-Hand (Ojo a Mano)***: En esta configuración, la cámara está montada de manera fija en el entorno, no en el robot, y observa tanto el robot como el espacio de trabajo (ver **Figura 2**). *Eye-to-Hand* proporciona una vista general constante del área de trabajo, lo que es beneficioso para tareas que involucran movimientos más amplios o la manipulación de objetos en un espacio más grande. Es más fácil de calibrar y suele requerir menos procesamiento complejo en comparación con *Eye-in-Hand*. Puede no ser tan efectiva para tareas que requieren una precisión extrema o cuando el objeto de interés está ocluido por el propio robot [39], [36].

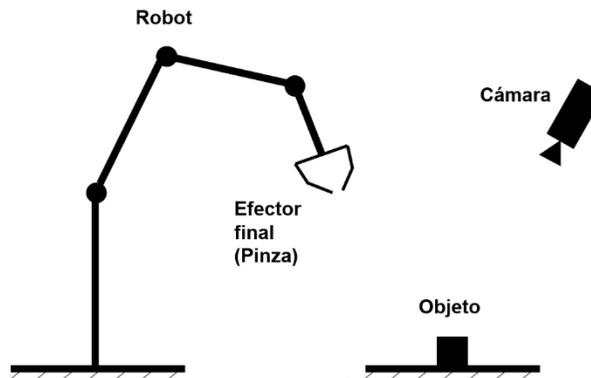


Figura 2. Configuración *Eye-to-Hand*.

La elección entre las estrategias *Eye-in-Hand* y *Eye-to-Hand* depende de varios factores, incluyendo la naturaleza de la tarea, la precisión requerida, el espacio de trabajo disponible y las capacidades del sistema robótico. En algunas aplicaciones avanzadas, se pueden utilizar ambas configuraciones de manera complementaria para aprovechar las ventajas de cada una y superar sus limitaciones individuales. La integración y sincronización efectiva de la información visual proveniente de estas configuraciones son clave para el éxito en tareas de *Visual Servoing*.

En el contexto de actividades de mantenimiento en líneas de media tensión, uno de los desafíos que enfrenta el robot es la presencia de un fondo complejo, en el que edificaciones y árboles pueden obstaculizar la detección del objeto de interés, en este caso, la línea eléctrica. Por ello, en el presente trabajo se ha optado por utilizar el enfoque de *Visual Servoing* basado en la posición. Esta decisión se fundamenta en que, como se demostrará en el capítulo 2, el cálculo de datos tridimensionales facilita la distinción de la línea eléctrica respecto al fondo [40], aprovechando que el fondo suele estar a varios metros de distancia. Este enfoque permite identificar la línea eléctrica con mayor precisión al separar eficazmente los elementos en primer plano de aquellos en un fondo complejo.

En cuanto la configuración de cámara, se eligió la configuración *Eye-to-Hand*. Tal decisión se basa en varias ventajas clave que ofrece esta configuración. Primero, proporciona una visión general y constante del área de trabajo, lo cual es esencial para tareas que implican movimientos amplios o la manipulación de objetos en espacios extensos [41]. Al mantener una perspectiva fija y abarcadora, el robot puede tener una mejor apreciación del entorno y de los elementos con los que interactúa. Además, la configuración *Eye-to-Hand* resulta más fácil de calibrar en comparación con la configuración *Eye-in-Hand*. Esto se debe a que la cámara está montada de manera fija y separada del manipulador o brazo del robot, evitando la necesidad de recalibrar constantemente la cámara cada vez que el brazo del robot se mueve. Esta estabilidad en la posición de la cámara facilita la calibración inicial y reduce la necesidad de ajustes continuos. Otro aspecto importante es que la configuración *Eye-to-Hand* generalmente requiere menos procesamiento complejo que la configuración *Eye-in-Hand*. Al estar la cámara fija, los algoritmos de procesamiento de imágenes no necesitan compensar continuamente los movimientos del efector final del robot, simplificando así el procesamiento de datos visuales. Esto permite que el sistema se concentre en la interpretación precisa de la escena, en lugar de lidiar con la complejidad adicional de la estabilización de imagen y el seguimiento dinámico. En el contexto específico del mantenimiento de líneas eléctricas, estas características simplifican significativamente el problema de manipulación. La configuración *Eye-to-Hand* asegura que el robot pueda operar de manera más efectiva, manteniendo una visión clara y constante de la línea eléctrica y su entorno, lo cual es crucial para realizar las tareas de mantenimiento de forma segura y eficiente.

Para la etapa de "*Agarre inicial*", el enfoque *PBVS* y la configuración de la cámara seleccionada, resulta importante para la detección y la estimación de la localización de objetos mediante visión artificial, estas temáticas se detallan a continuación:

### **Detección de objetos en la visión artificial**

La visión artificial, como campo interdisciplinario que se sitúa en la intersección de la inteligencia artificial y la robótica, desempeña un papel fundamental en el avance de la tecnología actual. Este campo se centra en dotar a las máquinas de la habilidad para interpretar y entender el mundo visual a través de cámaras, sensores y algoritmos, una capacidad intrínseca a los seres humanos, pero enormemente compleja de replicar en sistemas automatizados. Su objetivo principal es emular la percepción visual humana para

permitir que los sistemas automatizados realicen tareas basadas en la interpretación de imágenes y videos.

Las cámaras y sensores constituyen los "ojos" de los sistemas de visión artificial, capturando datos visuales del entorno. Estas herramientas pueden variar desde cámaras simples hasta sistemas avanzados como cámaras estereoscópicas o LiDAR, que proporcionan percepciones de profundidad y dimensiones tridimensionales, sin embargo, también existen sensores ultrasónicos e Infrarrojos que ofrecen métodos de detección basados en la emisión y recepción de ondas ultrasónicas o luz infrarroja, adecuados para la detección de proximidad y evitación de obstáculos.

Los avances en algoritmos de procesamiento digital de imágenes y en aprendizaje automático, han desempeñado un rol fundamental en el progreso de la visión artificial. Estos algoritmos dotan a las máquinas de la capacidad para procesar, analizar e interpretar datos visuales de forma eficaz. En el ámbito del procesamiento digital de imágenes, encontramos técnicas sofisticadas para mejorar la calidad de las imágenes. Estas incluyen la eliminación de ruido, la corrección de distorsiones y los ajustes en la iluminación, todos esenciales para una interpretación más clara y precisa.

Por otro lado, las técnicas de extracción de características en el procesamiento digital de imágenes son vitales para identificar y extraer aspectos significativos de las imágenes. Estos incluyen bordes, esquinas, texturas, formas, colores y patrones. Estas características son fundamentales para la segmentación de imágenes, un proceso que divide una imagen en sus regiones o componentes básicos. Dicho proceso es crucial para facilitar la identificación y localización de objetos tanto en imágenes estáticas como en secuencias de video. Así, tales técnicas forman parte de los métodos clásicos en la detección de objetos y siguen siendo relevantes en el campo de la visión por computadora.

Dentro de las técnicas de la eliminación de ruido y ajustes de iluminación se hace uso de filtros para suavizar, realzar o extraer información específica de una imagen. Los filtros pueden ser de varios tipos, como filtros de paso bajo para suavizar imágenes y reducir el ruido o filtros de paso alto para realzar los bordes y los detalles. El filtrado es a menudo un paso preliminar crucial en el procesamiento de imágenes, preparando los datos para un análisis más detallado.

La detección de bordes implica identificar los puntos en una imagen donde hay un cambio brusco o discontinuidad en la intensidad o color. Algoritmos como el detector de *Canny*, *Sobel* o *Prewitt*, que utilizan operadores de gradiente para identificar los bordes. Es fundamental en tareas como la segmentación de imágenes, donde la detección de bordes ayuda a separar diferentes objetos o regiones dentro de una imagen.[42]

En cuanto a la corrección de distorsiones, se ocupa de rectificar y ajustar imágenes que han sido distorsionadas por diversas causas, con el objetivo de restaurar una representación más precisa y realista de la escena original. La corrección de tales alteraciones es importante en numerosas aplicaciones, desde la fotografía digital hasta aplicaciones industriales y científicas avanzadas. Las causas de las distorsiones son

múltiples, como la distorsión óptica, distorsión perspectiva y los errores de sensor o píxel. En cuanto a la primera, es causada por las imperfecciones en las lentes de las cámaras, lo que resulta en imágenes con bordes curvados o estirados. Con relación a ello, las principales distorsiones de la lente de la cámara son la distorsión en barril y cojín, también conocidas como distorsión radial negativa y positiva, respectivamente (ver **Figura 3**) [43].



**Figura 3.** Distorsión óptica.

Los avances significativos en los campos del aprendizaje automático y el aprendizaje profundo han sido catalizadores en la evolución de la detección de objetos, particularmente a través de la implementación de Redes Neuronales Convolucionales (*CNN*) [44]. Estas redes han transformado la capacidad de las máquinas para identificar y clasificar objetos con notable precisión. La arquitectura compleja de las *CNN* les permite analizar exhaustivamente grandes conjuntos de datos, identificando patrones y características clave que definen los objetos. Esta habilidad de aprender profundamente ha mejorado la precisión en la identificación de objetos por parte de las máquinas, permitiéndoles también adaptar y optimizar su rendimiento a medida que procesan más información. Como resultado, las *CNN* se han convertido en una herramienta esencial en la visión por computadora, impulsando avances en áreas tan diversas como la automatización industrial, la asistencia médica y la robótica.

En el ámbito específico de la detección de objetos mediante visión por computadora, varios algoritmos han emergido por su eficacia y precisión. Entre los más prominentes están *R-CNN* y sus variantes (*Fast R-CNN*, *Faster R-CNN*), junto con *YOLO* (*You Only Look Once*) y *SSD* (*Single Shot Detector*) [45]. Cada uno de estos algoritmos aporta enfoques únicos y especializados para la detección de objetos, adaptándose a diversas necesidades y aplicaciones específicas. El *R-CNN*, por ejemplo, utiliza regiones de interés en las imágenes para identificar objetos, aunque su proceso puede ser lento al procesar múltiples regiones de manera individual. *Fast R-CNN* mejora esta eficiencia al compartir cálculos entre las regiones propuestas, mientras que *Faster R-CNN* integra una Red de Propuestas de Región (*RPN*) para generar zonas más rápidamente. Por otra parte, *YOLO* agiliza la detección al analizar la imagen completa en una sola evaluación, haciendo predicciones rápidas sobre clases y ubicaciones de objetos, lo que lo hace ideal para aplicaciones en

tiempo real. Finalmente, *SSD* sobresale en combinar velocidad y precisión, detectando objetos en múltiples escalas de la imagen en una sola pasada. Es eficaz tanto en la rapidez como en la gestión de objetos de diferentes tamaños.

Estos algoritmos han revolucionado la detección de objetos, facilitando aplicaciones en vigilancia, navegación autónoma y automatización industrial. Cada uno presenta fortalezas y limitaciones distintas, y la elección entre ellos dependerá del contexto específico de su aplicación, considerando factores como la velocidad, la precisión y la capacidad para detectar objetos de diferentes tamaños. Con el avance continuo de la tecnología, estos algoritmos están en constante evolución, ofreciendo soluciones cada vez más efectivas para los desafíos en la detección de objetos en la visión por computadora.

### **Localización de objetos en la visión artificial**

La localización espacial de objetos en la visión artificial representa un proceso avanzado que supera la mera detección de la presencia de un objeto en una imagen. Esta importante tarea implica determinar con exactitud la ubicación y la orientación de objetos en el espacio, tanto en dimensiones bidimensionales (2D) como tridimensionales (3D).

En el contexto bidimensional, la localización se centra en identificar la posición exacta del objeto dentro del marco de la imagen, generalmente expresada en términos de coordenadas  $(x,y)$ . Esta aproximación es fundamental en aplicaciones donde la profundidad no es un factor crítico, como en el reconocimiento de patrones o en el seguimiento de objetos en secuencias de video.

Por otro lado, la localización tridimensional va más allá, identificando no solo la posición del objeto en el plano de la imagen, sino también su distancia respecto a la cámara o sensor. Esto añade una dimensión de profundidad crucial, proporcionando información sobre la ubicación del objeto en coordenadas  $(X,Y,Z)$  en relación con un origen de coordenadas definido por la cámara. Este enfoque es particularmente relevante en aplicaciones que requieren una percepción espacial más completa, como la robótica, la navegación autónoma y la realidad aumentada.

La localización en 3D comúnmente involucra el uso de tecnologías como cámaras estéreo y sensores de profundidad tipo *LiDAR*. Las cámaras estéreo, que imitan la visión binocular humana, proporcionan una solución más económica comparada con los sensores *LiDAR*, aunque cada tecnología tiene sus propias ventajas en términos de precisión y aplicación. La información tridimensional que estas tecnologías generan es crucial para la creación de modelos 3D detallados de objetos y entornos, mejorando significativamente la comprensión y la interacción con el espacio.

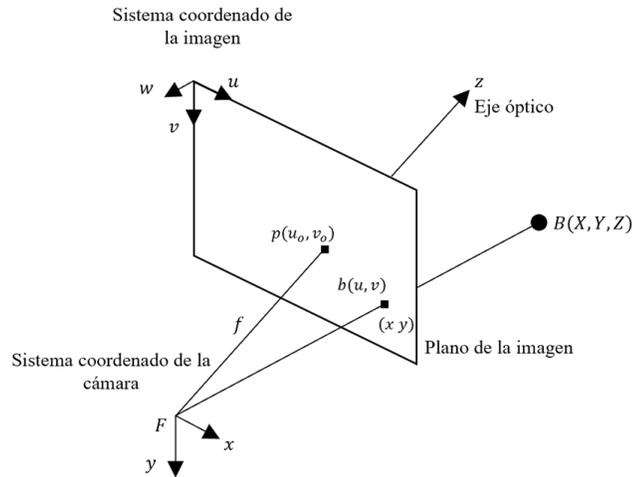
Debido a la creciente accesibilidad y eficiencia de la tecnología de visión binocular, también conocida como visión estéreo, este proyecto ha decidido basar su técnica de localización de objetos utilizando cámaras estéreo. Esta elección se basa en varias ventajas clave asociadas con la visión estéreo, incluyendo su facilidad de integración en una amplia gama

de sistemas, su adaptabilidad a diferentes entornos y la capacidad de satisfacer diversas necesidades de aplicación.

Una de las principales fortalezas de esta tecnología es su simplicidad relativa de ajuste y calibración, especialmente en comparación con tecnologías más avanzadas y especializadas. Esto hace que la visión estereo sea no solo una opción efectiva, sino también práctica y accesible para una variedad de proyectos. Además, la información recogida por las cámaras estereo puede ser procesada con algoritmos avanzados de visión por computadora. El uso de librerías de software libre como *OpenCV* [46] y *Scikit-image* [47] facilita este proceso, brindando herramientas robustas y versátiles para el análisis de imágenes. Estas librerías ofrecen una amplia gama de funciones que incluyen el procesamiento de imágenes, la detección de características, la estimación de la profundidad y la reconstrucción 3D, lo que enriquece significativamente la capacidad de los sistemas de visión estereo.

### **Modelo matemático de la cámara**

La técnica de localización de objetos mediante el uso de cámaras estereo se basa en el modelo estenopeico de la cámara, un concepto fundamental en la óptica y la fotografía que es crucial para entender cómo las cámaras capturan y analizan imágenes. Este modelo, que aplica los principios de la geometría proyectiva, es clave para explicar la capacidad de las cámaras estereo, equipadas con dos lentes separadas, de determinar la ubicación tridimensional de los objetos. En el modelo estenopeico, la estructura se compone de un plano de formación de imagen y un punto conocido como centro óptico, o punto principal, que se sitúa en el origen de las coordenadas (ver **Figura 4**). En este modelo un punto  $B$  3D del espacio, es proyectado en un punto  $b$  en el plano de la imagen, a través de una transformación lineal. El punto  $p$  es la intercepción del eje óptico  $Z$  con el plano de la imagen (generalmente ubicado en el centro del plano de la imagen, conocido como el punto principal) y  $f$  es la distancia entre el plano de la imagen y el centro óptico, conocida como distancia focal.



**Figura 4.** Geometría proyectiva de la cámara.

Utilizando semejanza de triángulos entre los puntos  $B$  y  $(x, y)$  de la **Figura 4**, es posible obtener las relaciones mostradas en (1).

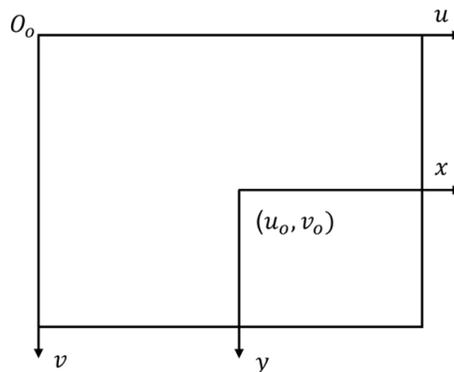
$$x = f \frac{X}{Z}; y = f \frac{Y}{Z} \tag{1}$$

Donde  $(x, y)$  son las coordenadas de proyección del punto  $(X, Y, Z)$  en el plano de la imagen. Es posible expresar estas ecuaciones en forma matricial como en (2).

$$Z \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \tag{2}$$

Donde podemos reemplazar  $Z$  por un factor  $\lambda$  sin perder generalidad.

El sistema de coordenadas de una imagen digital  $(u, v)$  se mide en píxeles, donde el origen de coordenadas se encuentra en la esquina superior derecha de la imagen,  $u$  corresponde a las columnas y  $v$  a las filas de la imagen (ver **Figura 5**)



**Figura 5.** Relación entre las coordenadas de la imagen física  $(x, y)$  y la imagen digital  $(u, v)$ .  $O_o$  corresponde al origen de coordenadas de  $u$  y  $v$ .

Debido a que la representación de coordenadas  $(x, y)$  de la de la imagen antes de ser digitalizada es medida en pixeles, se hace necesario tener una relación entre las coordenadas  $(u, v)$  de la imagen digital y las coordenadas  $(x, y)$  de la imagen física (ver **Figura 5**), medidas en unidades de longitud. Si definimos  $dx$  y  $dy$  como las unidades de  $[longitud/píxel]$  en dirección  $u$  y  $v$ , respectivamente, es posible relacionar las coordenadas de imagen física y la imagen digital como se expresa en (3).

$$u = \frac{x}{dx} + u_0; v = \frac{y}{dy} + v_0 \quad (3)$$

Es posible expresar estas relaciones en forma matricial homogénea como en la Ecuación (4).

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Si no se toma el origen de coordenadas del punto  $(X, Y, Z)$  como el sistema de coordenadas de la cámara, sino cualquier otro punto origen arbitrario, se debe realizar una transformación del punto  $(X, Y, Z)$  del origen de coordenadas arbitrario ( $oca$ ) al origen de coordenadas de la cámara ( $c$ ), como en la Ecuación (5), en coordenadas homogéneas.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}_c = \begin{bmatrix} [R]_{3 \times 3} & [t]_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}_{oca} \quad (5)$$

Donde  $[R]_{3 \times 3}$  y  $[t]_{3 \times 1}$  corresponden a una rotación y a una traslación en tres dimensiones, respectivamente.

Con las Ecuaciones (2), (4) y (5) se obtiene la Ecuación (6):

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [R]_{3 \times 3} & [t]_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}_{oca} \quad (6)$$

Multiplicando las dos primeras matrices de la Ecuación (6) se obtiene la Ecuación (7):

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{f}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [R]_{3 \times 3} & [t]_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

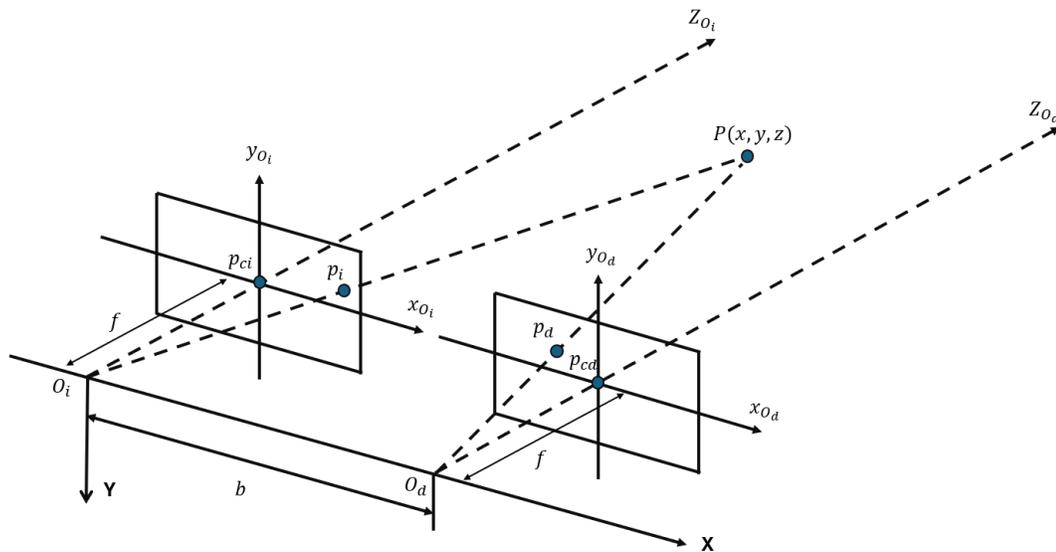
Si se reemplaza  $f_x = \frac{f}{dx}$  y por  $f_y = \frac{f}{dy}$  se obtiene finalmente la Ecuación (8):

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [R]_{3 \times 3} & [t]_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = K * P[R|t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

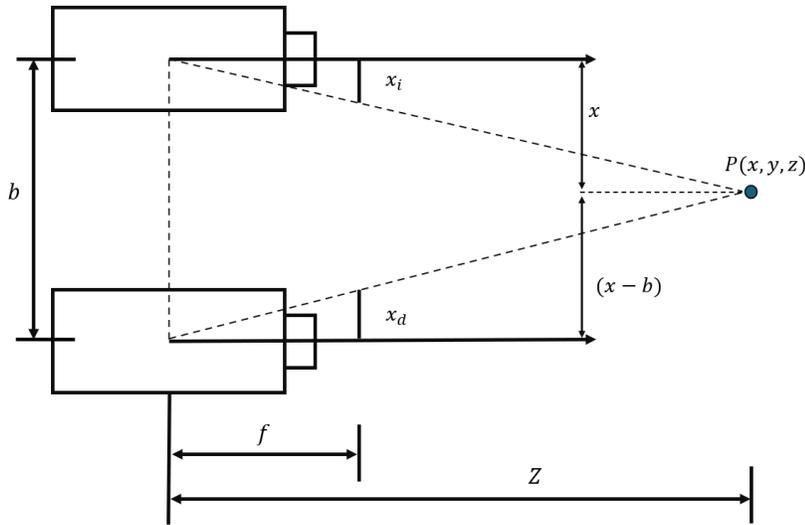
Donde  $K$  se conoce como matriz intrínseca de la cámara y solo depende de las propiedades de cada cámara. El proceso por el cual se obtienen los parámetros  $(f_x, f_y, u_0, v_0)$  también conocidos como parámetros intrínsecos, se conoce como calibración.  $P$  se conoce como la matriz extrínseca y no depende las propiedades de la cámara.

### Geometría estéreo de la cámara

Para el cálculo de información tridimensional utilizando sensores ópticos o cámaras, se hace uso de la geometría estéreo, una técnica avanzada en visión por computadora que permite determinar la profundidad y la posición espacial de los objetos en el entorno. La geometría estéreo se basa en los principios de la visión binocular, modelo matemático de cámara, similar a cómo los seres humanos perciben la profundidad, y se implementa mediante el uso de dos cámaras que capturan la misma escena desde diferentes ángulos. Este proceso se lleva a cabo mediante el uso de un par de cámaras configuradas para capturar simultáneamente la misma escena desde dos perspectivas distintas, generando así una imagen “izquierda” y una “derecha” del mismo objeto o escena. (ver **Figura 6** y **Figura 7**) Esta configuración de cámara dual permite captar las sutiles diferencias entre las dos vistas, conocidas como disparidad, que son esenciales para el cálculo de la información tridimensional.



**Figura 6.** Geometría de la visión estéreo.  $p_{ci}$  y  $p_{cd}$ , son puntos principales de la imagen izquierda y derecha respectivamente.  $p_i$  y  $p_d$  denotan el punto de proyección del punto  $P$  sobre las imágenes izquierda y derecha, respectivamente.



**Figura 7.** Geometría de la visión estereó (vista aérea).

Al comparar y analizar las diferencias entre las dos imágenes capturadas, los sistemas de visión por computadora pueden calcular la distancia a la que se encuentran los objetos respecto a las cámaras. Esta información es crucial para aplicaciones que requieren una comprensión detallada del espacio tridimensional, como la navegación autónoma, la robótica avanzada y el modelado en 3D.

La **Figura 7** ilustra una vista aérea de la disposición de las cámaras en un sistema de visión estereó, destacando cómo los centros ópticos de las cámaras están separados por una distancia conocida como la "línea de base"  $b$ , la cual se mide en unidades de longitud. En esta configuración,  $x_i$  y  $x_d$  representan las coordenadas en el eje  $x$  de la proyección del punto tridimensional (3D)  $P$  en las imágenes capturadas por la cámara izquierda y la cámara derecha, respectivamente. Estas coordenadas se expresan en píxeles y se miden desde el punto principal de cada cámara. Además,  $f$  denota la distancia focal de las cámaras, que también se mide en píxeles. Al aplicar semejanza de triángulos se obtienen las relaciones en la Ecuación (9). Donde  $X$  es la coordenada en  $x$  del punto  $P(X, Y, Z)$ , teniendo como origen, el origen de coordenadas de la cámara izquierda.

$$\begin{aligned} \frac{x_i}{X} &= \frac{f}{Z} \rightarrow Z \cdot x_i = f \cdot X \\ \frac{x_d}{X - b} &= \frac{f}{Z} \rightarrow Z \cdot x_d = f \cdot X - f \cdot b \end{aligned} \quad (9)$$

De las relaciones de (9), al resolver para  $Z$  se obtiene la Ecuación (10).

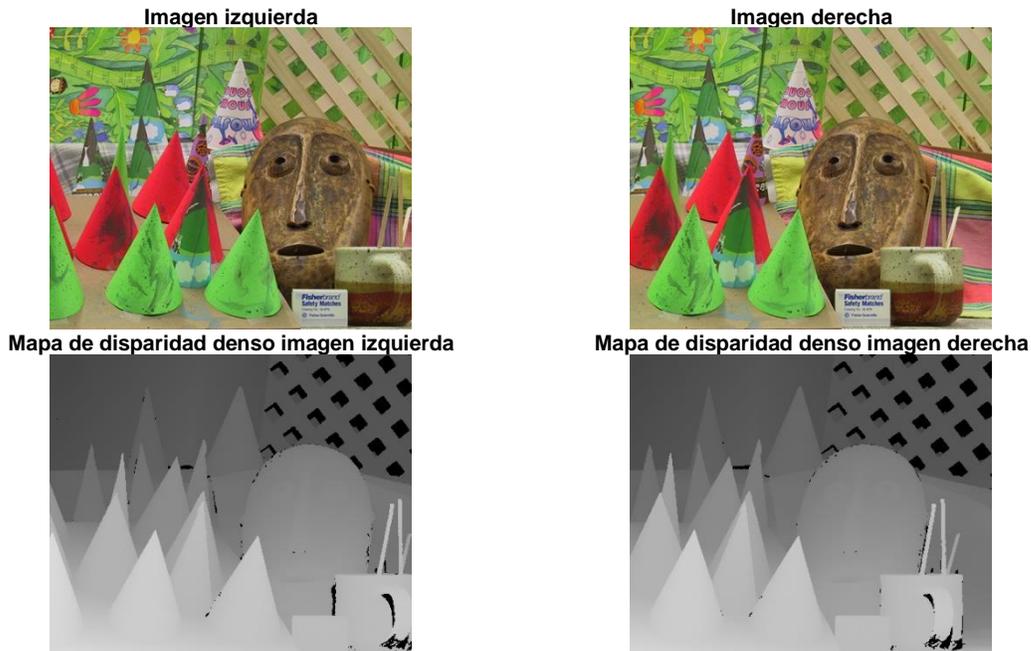
$$Z = \frac{b \cdot f}{x_i - x_d} = \frac{b \cdot f}{d} \quad (10)$$

Donde  $d = (x_i - x_d)$  es conocida como la disparidad. De la misma manera, usando semejanza de triángulos, se puede obtener el resto de las coordenadas del punto  $P$  como en la Ecuación (11).

$$X = \frac{Z \cdot x_i}{f}; Y = \frac{Z \cdot y_i}{f} \quad (11)$$

La disparidad en sistemas de visión estéreo es un factor crucial que refleja la profundidad de los objetos en relación con la posición de las cámaras. Una disparidad elevada indica que el objeto se encuentra más cerca de las cámaras, mientras que una disparidad menor señala que está más lejano.

La generación de mapas densos de disparidad es un proceso fundamental en la visión estéreo y la visión por computadora, que permite obtener una comprensión detallada de la profundidad y la estructura tridimensional de una escena. Estos mapas se crean calculando la disparidad para cada píxel de la imagen, mediante algoritmos que comparan regiones o píxeles equivalentes entre dos imágenes estéreo y determinan las diferencias en sus ubicaciones. Son "densos" en el sentido de que proporcionan información de disparidad para casi todos los píxeles de la imagen, a diferencia de los mapas "escasos" que solo contienen disparidad para ciertos puntos de interés en la imagen. Actualmente, los algoritmos para el cálculo o estimación de disparidad tienen diferentes enfoques como: los basados en correlación, los cuales buscan correspondencias entre bloques o ventanas de píxeles en las dos imágenes, como el algoritmo *Stereo Block Matching* y el algoritmo *Semi-Global Block Matching*; basados en Optimización, como *Graph Cuts* [48] y basados en aprendizaje profundo, los cuales utilizan *CNN*, para aprender patrones de disparidad a partir de grandes conjuntos de datos, mejorando significativamente la precisión y la robustez del cálculo de disparidad [49]. Es importante resaltar que, para los algoritmos basados en correspondencia, la estimación de la correspondencia estéreo de píxeles es de bajo desempeño en áreas donde la textura es escasa, en imágenes con patrones repetitivos, en bordes de objetos y en situaciones donde un objeto está oculto en una imagen, pero visible en la otra [50].



**Figura 8.** Mapa de disparidad denso usando la técnica de iluminación estructurada [51].

En la **Figura 8** se muestra el resultado del cálculo de mapas de disparidad utilizando la técnica de alta presión de luz estructurada. El color más claro indica un valor de disparidad más alto, por lo tanto, más cercano, y un valor más oscuro indica un valor de disparidad más cercano a cero, por lo tanto, más alejado, sin embargo, algunas regiones oscuras son errores en la estimación y no valores lejanos. Los mapas de profundidad estéreo de alta precisión utilizando luz estructurada, representan una técnica avanzada en visión por computadora para obtener mediciones detalladas y precisas de la profundidad de una escena. Esta técnica combina los principios de la visión estéreo con la proyección de patrones de luz estructurada, lo que mejora significativamente la precisión y la resolución de los mapas de profundidad [51]. Estos mapas son esenciales en aplicaciones que requieren una comprensión detallada y muy precisa del entorno tridimensional, como en la robótica avanzada, reconstrucción 3D, realidad aumentada, inspección industrial, manufactura avanzada, medicina y la investigación científica.

## 1.2 Antecedentes

Inicialmente, la revisión de la literatura se centró en la búsqueda de trabajos que utilizaron técnicas de visión artificial y procesamiento de imágenes en la detección y localización de líneas eléctricas de media tensión para la manipulación robótica autónoma. Debido a que la investigación realizada no generó amplia información al respecto, la búsqueda también se enfocó en determinar las aplicaciones de plataformas robóticas en líneas de tensión en general.

Las aplicaciones actuales de robótica en el sistema eléctrico de potencia se pueden clasificar según la tarea que desempeñan, estas tareas son inspección y mantenimiento. Aunque existen implementaciones robóticas en casi toda la cadena de valor el sector de la energía eléctrica [11] [52], estas implementaciones se concentran principalmente en las subestaciones y en las líneas de tensión, en donde se encuentran robots teleoperados y parcialmente teleoperados, de tipo trepadores, sobre ruedas, voladores y manipuladores. Debido a la motivación de este estudio, esta revisión se concentró en los artículos de inspección y mantenimiento de línea. A continuación, se presentan los trabajos más destacados en la revisión realizada.

Las empresas del sector eléctrico buscan brindar un servicio del suministro de energía confiable y seguro que siempre esté disponible y no presente interrupciones. Para que esto sea una realidad, el idóneo estado de las líneas que transportan la energía, juega un papel crucial, sin embargo, las líneas y los demás elementos que componen la infraestructura de transporte y distribución se encuentran expuestos a condiciones climáticas, tensiones mecánicas, vibraciones, contaminación y envejecimiento, estas condiciones provocan fallas como corrosión, abrasión y hebras rotas. En consecuencia, es importante realizar inspecciones y mantenimientos periódicos que detecten estos problemas para corregirlos y así evitar accidentes e interrupciones del suministro de energía.

Una estrategia para la inspección de líneas mediante robots es la utilización de robots trepadores. Estos dispositivos utilizan la línea como un soporte o una vía para desplazarse proporcionando inspecciones minuciosas debido a su cercanía con estas, lo que también permite utilizar diversidad de sensores para la detección de degradaciones y fallos en los componentes presentes de las líneas.

El instituto de investigación *Hydro-Quebec*, es uno de los más importantes institutos de investigación en robots de inspección de líneas [53], cuenta con una sólida experiencia en el uso de robótica en el área de la inspección de líneas [54] [55], actualmente cuenta con los robots *LineROVer*, *LineScout*, *LineRanger* y *Linedrone*, todos totalmente operativos.

El robot *LineROVer* se presentó por primera vez en el 2000 en la conferencia ESMO, como un dispositivo robótico de tipo trepador para eliminar la acumulación de hielo en las líneas de transmisión, desde entonces pasó por actualizaciones mecánicas, fuente de poder y sensorial [56] [57] [58], habilitándolo no solo como un robot de deshielo, sino también, como un robot de inspección. Actualmente es capaz de trabajar teleoperadamente en líneas energizadas, realizar inspecciones visuales, tomar imágenes infrarrojas, verificar la condición de empalmes realizando medición de su resistencia (sensor Ohmstik), detectar corrosión por medio del sensor *LineCore* (innovación *Hydro-Quebec*) y realizar reemplazo y reparación de conductores.

El robot *LineScout*, es un robot de tipo trepador, fue presentado en [59] y es considerado un proyecto pionero en este campo por muchas empresas del sector eléctrico [54]. *LineScout* es teleoperado y totalmente operativo, capaz de realizar actividades de inspección y mantenimiento en líneas vivas, sorteando la mayoría de los obstáculos de la línea. Este está equipado con cuatro cámaras para inspecciones visuales y un subsistema

de cámara de giro e inclinación programable, cuyos propósitos principales son proporcionar retroalimentación al operador que controla el robot e inspeccionar visualmente conductores, torres, componentes de línea y el entorno circundante del robot. Además, LineScout puede verificar la condición de empalmes mediante un sensor de resistencia eléctrica (Ohmstik), tomar imágenes infrarrojas, y detectar corrosión con el sensor LineCore. En cuanto a las actividades de mantenimiento, el robot está capacitado para realizar apriete y aflojamiento de pernos, reparación de hilos conductores, recuperación de amortiguadores de vibraciones y la instalación de abrazaderas con una herramienta de reparación. LineScout cuenta con un brazo mecánico para las tareas de mantenimiento y es capaz de inspeccionar rigurosamente la línea donde se mueve, detectando el 99% de los defectos en esta. Los autores de [54] proponen como trabajo futuro aumentar la autonomía de la plataforma robótica, ampliando sus capacidades y eficiencia en las tareas de inspección y mantenimiento.

LineRanger se presentó como la alternativa LineRover o LineScout para conductores en haz [60], siendo capaz de cruzar obstáculos de manera más rápida que su antecesor LineScout, sin ningún comando del operador que no sea el control de velocidad. El robot cuenta con 5 cámaras, una se utiliza para inspeccionar la parte inferior de los conductores, las torres, las cadenas de aisladores y el entorno alrededor de las líneas eléctricas. Las cuatro cámaras restantes se utilizan para inspeccionar la parte superior de los conductores. El robot también cuenta con dos sistemas *LIDAR* para detectar obstáculos y ayudar al operador reduciendo la velocidad al cruzarlos. Como trabajo futuro los autores proponen adicionar sensores en busca de un prototipo totalmente autónomo.

Linedrone es un robot que combina múltiples mecanismos de movimiento para llevar a cabo sus tareas de inspección, a este tipo de robot se le conoce como híbrido [61]. Este robot puede volar y aterrizar sobre líneas eléctricas para desplazarse a lo largo de ellas. Para lograr esto, los autores de [62] presentaron un algoritmo diseñado para alinear el robot con la línea eléctrica durante el aterrizaje. Este sistema permite al robot posarse semiautomáticamente en la línea eléctrica mientras transporta una carga útil. Durante el aterrizaje, un controlador visual basado en la posición asiste al piloto, alineando y manteniendo el vehículo centrado a lo largo de la línea. El piloto, por su parte, controla los movimientos verticales y longitudinales durante el descenso. El sistema de alineación integra una cámara monocular y un sensor *LIDAR*. La cámara se utiliza para calcular la línea central de la línea eléctrica mediante técnicas de detección de crestas. Este es un enfoque bien establecido en el campo de la visión por computadora. Por otro lado, el *LiDAR* proyecta un punto láser giratorio en un plano que interseca la línea eléctrica y mide al menos un punto 3D sobre ella. En situaciones donde hay múltiples líneas eléctricas en la imagen, el proceso de aterrizaje se inicia cuando el copiloto selecciona una de ellas en la pantalla de la estación terrestre. Para calcular la posición de la cámara en relación con la línea eléctrica, se utiliza un filtro de Kalman extendido (*EKF*), que combina la información del sensor *LIDAR* y la detección de la línea central de la imagen. Con esta información, un controlador ajusta la alineación del robot. Sin embargo, los autores señalan que el sistema

de detección es sensible a variaciones en la iluminación y que sería beneficioso lograr una mayor velocidad de procesamiento de fotogramas para mejorar el rendimiento.

En [63] y [64] se muestra el robot Expliner desarrollado por la empresa Hibot, este es un robot semiautomático de tipo trepador capaz de realizar inspecciones de línea viva en conductores en configuración de haz. El robot Expliner pasó de su etapa de prototipo a ser ampliamente probado en líneas de transmisión de 500 kV en Japón. Es capaz de superar grandes obstáculos y realizar la toma de datos gracias a sus dos tipos de sensores. Cuenta con una cámara que permite a un operario, que lo controla remotamente, detectar hebras rotas de los conductores por medio de inspección visual, y como complemento de esta actividad, un sensor laser realiza mediciones de variación de hasta 0.5 mm en el diámetro de los conductores, con el fin de detectar corrosiones internas de las líneas que son difíciles de identificar visualmente.

Los autores de [65] proponen un prototipo de robot trepador de inspección de líneas, teniendo en cuenta los aspectos cinemáticos, estáticos y dinámicos requeridos para su operación en una línea de transmisión. El robot se controlaba manualmente con un arduino basado en Android en un ambiente interior y exterior. El robot fue diseñado como una solución simple, de bajo costo y de pequeño tamaño para el inconveniente de la inspección de líneas de alto voltaje. Entre las recomendaciones de los autores, se encuentra el automatizar el robot para realizar una inspección en tiempo real.

En cuanto a inspección y limpieza de líneas, [66] muestra un prototipo robótico trepador que utiliza ruedas con ranuras para sujetarse de la línea siendo capaz de superar obstáculos como empalmes. Este cuenta con una cámara y un cepillo, la cámara ayuda a la inspección de la línea y el cepillo limpia la suciedad. Este robot es controlado por un operador de forma remota desde un computador portátil por medio de una conexión inalámbrica.

En [67] se propuso un enfoque de inspección automática de líneas de transmisión, para esto se utilizó un robot volador o UAV (*Unmanned aerial vehicle*) y un algoritmo de seguimiento de la línea de transmisión, este se basa en la detección de líneas eléctricas a partir de las imágenes tomadas por el robot durante su vuelo y utiliza las líneas eléctricas detectadas para guiar su navegación de cerca a lo largo de las líneas eléctricas. El algoritmo propuesto utiliza extracción de bordes propuesto por los autores y la transformada de Hough para la detección de líneas rectas. Este enfoque solo se probó para distancias de varios metros entre las líneas eléctricas y el robot, y para líneas de transmisión, donde las características de estas son especiales.

En [68] también se trató el mismo problema de seguimiento que en [67], sin embargo, en [68] los autores proponen un método de detección combinando el filtro de Kalman y el algoritmo de *Machine Learning K-means* en el espacio de la transformada de Hough. Lo anterior, se realiza debido que la transformada de Hough es eficaz para detectar líneas rectas, pero no puede identificar de forma inteligente líneas eléctricas. El algoritmo detecta cualquier objeto lineal, como bordes de carreteras y ríos, vallas, etc. Por ello, los autores para discriminar las líneas eléctricas de otros objetos lineales utilizan el algoritmo *K-means*

en el espacio de Hough para agrupar todas las líneas detectadas e identificar las líneas de interés utilizando el filtro de Kalman. Los autores señalan que tuvieron buenos resultados de detección al comparar el método propuesto con el algoritmo *Canny*, sin embargo, el método propuesto por los autores, detecta agrupaciones de líneas eléctricas como una sola, lo que es suficiente en el problema abordado en este trabajo, no obstante, esto es insuficiente en actividad de manipulación autónoma de la línea eléctrica, donde resulta necesaria la segmentación de instancias, un proceso mediante el cual se identifica y distingue el espacio único ocupado por cada línea en la imagen capturada, un paso crítico para facilitar tareas de manipulación directa sobre las líneas en actividades de mantenimiento.

En [40] se propone un método de inspección de líneas de transmisión utilizando imágenes binoculares para separar las líneas de transmisión del fondo complejo por medio de un umbral de profundidad. En este proceso es necesario el cálculo del mapa de disparidad de la escena estudiada, por lo que los autores utilizaron el algoritmo de coincidencia estéreo *Graph Cuts (GC)* en combinación con el algoritmo *Sum of absolute differences (SAD)*, lo que redujo el costo computacional alto de *GC*. Las imágenes segmentadas se analizaron con el algoritmo *Support Vector Machine (SVM)* para detectar defectos o daños en las líneas de transmisión, con lo que se logró una precisión de reconocimiento promedio de defectos de 80,3%. Debido a que este estudio solo abordó el problema de inspección, por lo que no se tuvo en cuenta la segmentación de instancias.

Al igual que en [67] y en [68], en [69] se propuso un método de inspección de línea basado en un robot *UAV* y el seguimiento automático de líneas de transmisión. En este enfoque resulta importante la detección de las líneas de transmisión, por ello, los autores de [69] propusieron un algoritmo para la extracción de las líneas de transmisión en imágenes capturadas por el *UAV*, este se basa en la estructura de las líneas, como la dirección, pendiente y el paralelismo de ellas. El método sugerido se divide en tres etapas esenciales. Inicialmente, se emplea el algoritmo *Canny* para obtener imágenes de bordes utilizando el canal azul. A continuación, se identifican líneas paralelas locales mediante un algoritmo especializado en la detección de bordes paralelos, el cual opera basándose en la codificación de dirección local, como se detalla en [70]. Posteriormente, se aplica un algoritmo de agrupamiento que se sustenta en características específicas de la estructura de las líneas eléctricas, tales como su gradiente y orientación, con el objetivo de descartar líneas rectas que no estén ordenadas. Por último, la extracción de las líneas eléctricas se realiza combinando los datos sobre el gradiente de gris de los bordes con la información estructural obtenida de estos. Los autores señalaron que obtuvieron buenos resultados, sin embargo, el algoritmo asume que las líneas eléctricas son rectas, por lo que este no se comporta bien en las imágenes que están cerca de las torres. También añadieron que en entornos naturales existen objetos con características similares a la línea, por lo que el algoritmo realiza detecciones erróneas ante estos objetos.

En [71] se propone un sistema de inspección de líneas basado en un *UAV* donde los autores se centran en un método que combina técnicas de procesamiento digital de

imágenes como *CNN*, con el fin de detectar posibles hebras rotas y defectos superficiales en las líneas de tensión. En este trabajo primero se realiza adquisición de imágenes por medio de la plataforma robótica *UAV* multicóptero, el cual lleva una cámara digital de alta resolución que toma imágenes que posteriormente pasan por un algoritmo de filtrado propuesto “*the 3/4 denoising clustering method*” el cual resulta ser efectivo. La imagen filtrada es pasada por un algoritmo de extracción de bordes *Canny* para luego pasar por un algoritmo de segmentación basado en agrupamiento (*K-means*) y teoría de las funciones de creencia de *Dempster-Shafer (DST)*, el cual es utilizado para clasificar los diferentes estados de daño del conductor, lo que les permite construir una biblioteca de modelos de reconocimiento. Finalmente, se utiliza el método de comparación de imágenes basado en el algoritmo *AdaBoost*, que, utilizando la biblioteca antes mencionada, para realizar una identificación rápida de las irregularidades de la línea. Con este método obtuvieron en pruebas realizadas, una precisión promedio de 92.05 %, lo que es aceptable para la detección de defectos superficiales en el conductor de la línea de transmisión. Es importante resaltar que la estrategia de detección de líneas eléctricas de este trabajo se basó en el algoritmo *Canny*, sin embargo, este por sí solo no es suficiente para una detección eficaz.

Además de la navegación guiada por líneas, las torres de alta tensión desempeñan un papel crucial como marcadores visuales en el control de las rutas de vuelo de robots *UAV*. Esta metodología es eficazmente ilustrada en los estudios [72], [73] y [73] donde se detalla ampliamente este enfoque.

Gracias a que la inspección de líneas eléctricas basada en robots *UAV* es ampliamente utilizada en todo el mundo, el Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (*IEEE*) publicó un estándar en este tema, con el fin de ayudar a las empresas del sector eléctrico a elegir y realizar una inspección adecuada a través los diferentes *UAV* existentes [74].

Los robots de mantenimiento de líneas eléctricas son robots diseñados para realizar tareas de mantenimiento y reparación de líneas de transmisión y distribución de energía eléctrica. Los robots de última generación suelen estar equipados con varias herramientas y sensores que les permiten realizar trabajos de mantenimiento de líneas eléctricas [75] como reparación de hebras rotas, realizar limpieza de superficies, podar árboles, reparar, instalar o reemplazar elementos de la línea y realizar apriete de pernos. En términos de movilidad, los últimos robots de mantenimiento de líneas eléctricas son capaces de escalar postes y torres, y navegar a través de líneas eléctricas e incluso viajar largas distancias utilizando su propia fuente de alimentación, otros robots pueden volar, al igual que en el caso de los robots de inspección [76]. También es posible encontrar robots de tipo híbrido, estos son capaces de volar alrededor de la línea y trepar sobre ella [77]. Adicionalmente, muchos de estas plataformas robóticas son operados de forma remota, lo que reduce en gran medida el riesgo de lesiones para los operadores humanos.

Las hebras rotas de línea de energía son causadas por fuerzas ambientales como las vibraciones provocadas por el viento, descargas eléctricas y contaminantes químicos del ambiente. Esto conduce a una reducción en la capacidad de carga y en casos extremos la ruptura completa del conductor. Para evitar esto, es necesario identificar y reparar el daño lo más rápido posible [78]. Por lo anterior, en [79] y [80] los autores se enfocaron en el

diseño mecánico de la herramienta de reparación y el mecanismo de movimiento de un robot teleoperado de tipo trepador, para la reparación de hebras rotas, mientras que en [79] los autores probaron su diseño en un entorno de laboratorio, y obtuvieron resultados satisfactorios en la superación de obstáculos como contrapesos y empalmes, en [80] solo se presentó el esquema del diseño del robot. Por otra parte, en [81] no solo se enfocaron en el mecanismo de movimiento, también dotaron a su robot con tecnologías modernas de visión artificial para la detección e identificación autónoma de hebras rotas. Para detección de daños se propuso un método basado en el algoritmo de aprendizaje profundo “*Single Shot MultiBox Detector*” o *SSD*. En este trabajo se utilizó el método de visión estéreo para determinar la ubicación 3D de los puntos de ruptura de las hebras y sus puntos de bifurcación. Este robot también fue capaz de superar obstáculos, y mediante un brazo manipulador equipado con una herramienta especial, después de detectar el daño, pudo envolver firmemente las hebras rotas y colocar una abrazadera para sujetarlas en su posición. El robot fue probado en campo en una línea de 110kV y pudo completar una tarea de reparación en 8 minutos, mientras que una operación de reparación manual tarda 30 minutos. Con las pruebas, los autores señalaron que los resultados pueden verificar la viabilidad del diseño propuesto.

En el área del mantenimiento robotizado de líneas, los robots de limpieza de superficies de las líneas eléctricas permiten retirar residuos como sal, hielo [58], vegetación y hasta nidos de aves, por ejemplo, en [82] los investigadores diseñaron y probaron en un entorno de laboratorio una plataforma robótica pensada para la limpieza de las líneas de tensión cercanas a las costas, ya que estas presentan corrosión por la alta salinidad del aire. El robot se desplaza a través de la línea y cuenta con una cámara y un cepillo de limpieza. Este fue pensado de tal manera que fuese ligero, de operación remota, de fácil manejo y bajo costo, con el fin de que fuese una herramienta para los trabajadores de líneas eléctricas, de fácil manejo y de uso breve. Los autores indican que las pruebas demuestran viabilidad en el diseño mecánico y capacidad de superar obstáculos en las líneas. Como trabajo futuro, se proponen pruebas en campo utilizando el sistema de visión y se le añadirá movimiento autónomo.

La limpieza de las líneas eléctricas no solo es debido a las condiciones medio ambientales a las que esa sometida la línea, especialmente en las ciudades, estas pueden albergar objetos extraños arrojados por personas, como globos, cometas, zapatos y bolsas plásticas. Por lo anterior, en [83], [83] y [84] los autores presentaron un robot para la eliminación de escombros u objetos extraños. Mientras que en [85] y [83], los autores presentan un robot de tipo trepador y en [84] uno de tipo volador. En [83] proponen una herramienta de flama concentrada para la eliminación de objetos extraños, sin embargo, este método puede ser muy contaminante. Además, puede generar daños en la línea, por lo que en [83] proponen una herramienta de corte mecánico y una de corte de hilo caliente, que puede eliminar la gran mayoría de los tipos de objetos, por otro lado, en [84] proponen un método automático de eliminación de escombros basado en un brazo manipulador de control visual ojo- mano, Sin embargo, en [85] y [83] se enfocan en el control remoto o teleoperación.

Otras investigaciones sobre limpieza de las líneas eléctricas se han centrado en los aisladores, debido a que, con el tiempo, el polvo, la polución y otros contaminantes pueden acumularse en estos, provocando una reducción de sus propiedades aislantes. Esta acumulación puede causar pérdidas de energía, descargas disruptivas y otros problemas

eléctricos. Para evitar estos problemas, algunos robots de limpieza de aisladores utilizan un método de limpieza en seco, en el que se utilizan cepillos [86], [87] o chorros de aire para eliminar los contaminantes de la superficie del aislador [88]. Otros utilizan un método de limpieza en húmedo, en el que se rocía agua o líquidos de limpieza sobre la superficie del aislador para eliminar la suciedad y otros contaminantes [89]. Estos son controlados desde un punto seguro y con buena visión del robot por medio de un control remoto, lo que reduce el tiempo de inactividad de las líneas y mejora la seguridad de los operarios al minimizar la necesidad de intervención manual.

Entre otros trabajos se destacan investigaciones en relación con el amortiguador de vibraciones de línea, que básicamente es un dispositivo diseñado con el fin de reducir los daños por fatiga de los conductores eléctricos, lo cual es provocado por el viento. Con el tiempo los pernos que mantienen el amortiguador sujetado se aflojan, provocando que este dispositivo se mueva de su lugar. Por lo anterior, en [90] se diseñó el sistema de control, basado en el microprocesador STM32, del robot "*Finder*", una plataforma robótica teleoperada capaz de restablecer amortiguadores de vibraciones y sustituir la operación manual, reduciendo el riesgo de los operadores y aumentando la eficiencia. Este robot cuenta con cuatro cámaras que le permiten a un operador desde tierra obtener múltiples perspectivas y un actuador para el apriete de pernos y sujeción de amortiguadores de vibración que le permiten al dispositivo robótico arrastrar el amortiguador de vibraciones con el fin de ponerlos en su posición. Este robot es de tipo trepador, lo que lo habilita para moverse sobre línea de tensión. Aunque se realizaron pruebas experimentales de laboratorio exitosas, los investigadores señalan que este necesita mejoras significativas.

Si se trata de brazos robóticos, es posible encontrar desarrollos para mantenimiento de líneas de transmisión, donde consideran tres tareas de mantenimiento típicas: ajuste de tornillos, inserción de chaveta en un perno roscado para evitar caídas de tuerca y limpieza de la superficie entre empalmes planos. Para lograr realizar estas tareas, en [91] emplearon tres efectores finales: una pinza, para inserción de chaveta; un cepillo, para la limpieza de la superficie entre empalmes y una llave de cubo, para el ajuste de tornillos. El control del brazo robótico se realizó a través de un robot maestro controlado por un operador [91]. Adicionalmente, se encuentra que en [92] diseñaron y probaron un robot de triple brazo manipulador autónomo de mantenimiento en línea viva. El principal objetivo de este trabajo fue realizar la operación de conexión y desconexión de cables de plomo de manera automática, para ello era necesario que el robot fuese capaz de realizar tareas de pelado de cables, detección de voltajes, instalación de abrazaderas para empalmes de cables, y, por último, corte de cables de plomo. Con el fin que el sistema fuese autónomo, se propuso un método de planificación de tareas jerárquico con el cual se descompuso tareas complejas en una secuencia de instrucciones más sencillas. La plataforma robótica cuenta con un sistema de visión artificial de cuatro cámaras fijas de luz visible que, junto a algoritmos de procesamiento digital de señales y planificación de trayectorias, le permiten al robot realizar de forma autónoma las actividades de diseño. El dispositivo robótico se sometió a pruebas de campo, en donde se concluyó que el robot puede desempeñar automáticamente operaciones como pelado de cables, instalación de abrazaderas y corte cables de plomo. En las pruebas no se considera la influencia de la tensión de cables en el pelado y no se realizaron ensayos con la agitación de la línea por parte del viento, tampoco se tuvo en cuenta configuraciones críticas como líneas eléctricas compactas

donde las líneas trifásicas se encuentran muy cerca entre ellas, esto puede afectar el reconocimiento y el posicionamiento de la línea, por lo que los autores señalan que deben hacer más pruebas teniendo en cuenta estos factores.

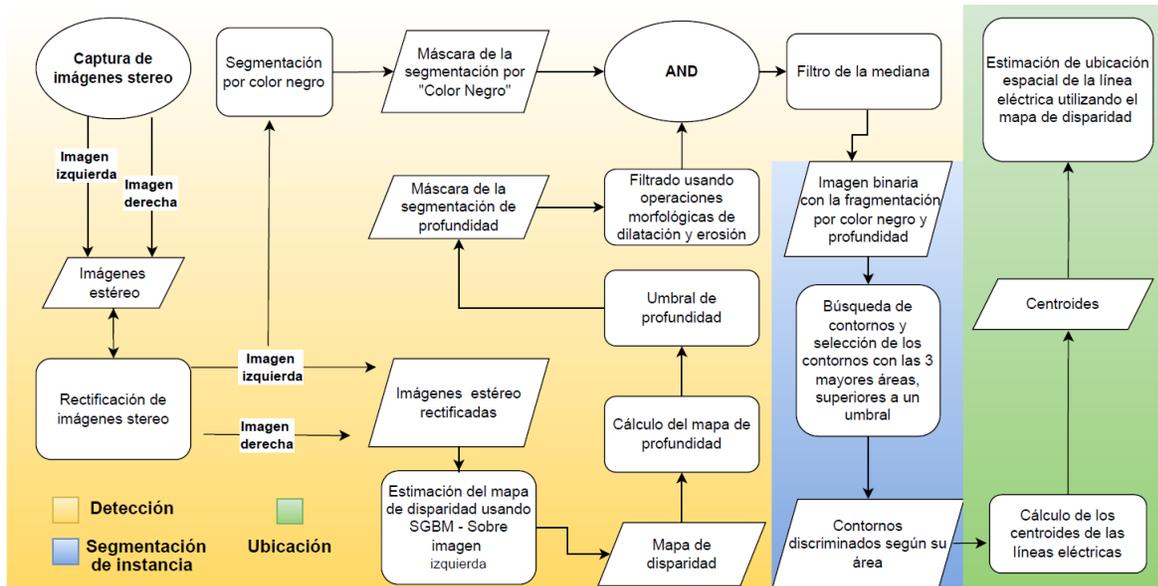
En [93] se propone el diseño y prueba de un robot de mantenimiento trepador para los dispositivos antivibración de las líneas de transmisión, capaz de caminar y cruzar obstáculos y adaptarse a un entorno con fuerte campo electromagnético. En el diseño se incluye un sistema de rueda móvil que le permite desplazarse por la línea de transmisión, y un par de brazos mecánicos cooperativos, que le permiten realizar el desmonte y montaje del dispositivo antivibración, uno de los brazos se utiliza para desmontar e instalar el dispositivo antivibratorio y el otro para sujetar y posicionarlo, al desmontar y montar uno nuevo o quitar el antiguo. Se realizaron pruebas de campo realizando un control teleoperado bajo la influencia de campos intensos en donde se completaron actividades sin problemas.

La revisión de la literatura efectuada hasta el momento sugiere que hay muy pocos trabajos dedicados al estudio de técnicas de visión artificial y procesamiento de imágenes en la detección y localización de líneas eléctricas, para la manipulación robótica autónoma, y además, se evidencia que las aplicaciones robóticas dedicadas a líneas eléctricas se enfocan en teleoperación, por lo cual, en este trabajo se propone un método para la detección y ubicación de una línea de media tensión usando técnicas de visión artificial, con el fin de que un brazo manipulador pueda tomar una línea utilizando planificación de trayectoria.

## 2. Propuesta metodológica para la detección, localización y sujeción de una línea de media tensión por medio de técnicas de visión artificial

La metodología propuesta en este trabajo parte de la premisa de que el robot está involucrado en el pelado de una línea eléctrica de media tensión compacta, donde el primer paso crucial es la sujeción de la línea. Este proceso implica tres pasos fundamentales: 1) detección y segmentación de instancia de la línea, 2) determinación de la ubicación espacial de la línea, y 3) planificación de la trayectoria del robot para desplazarse desde su posición inicial hasta la línea y sujetarla.

En el desarrollo de esta metodología para la detección y segmentación de la línea eléctrica, se consideraron dos características principales del entorno en el que opera el robot: 1) la presencia de un fondo complejo, que generalmente está a varios metros de distancia y puede dificultar la tarea de detección, haciendo relevante la necesidad de distinguir la línea eléctrica del fondo complejo mediante el uso de la profundidad; 2) la particularidad de que las líneas eléctricas de media tensión compactas son de color negro, lo que ofrece una característica distintiva que puede ser explotada para facilitar su identificación. Teniendo en cuenta estas particularidades, en la **Figura 9** se presenta un diagrama de flujo de la metodología propuesta en este trabajo para la detección, segmentación y ubicación espacial de la línea eléctrica.



**Figura 9.** Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

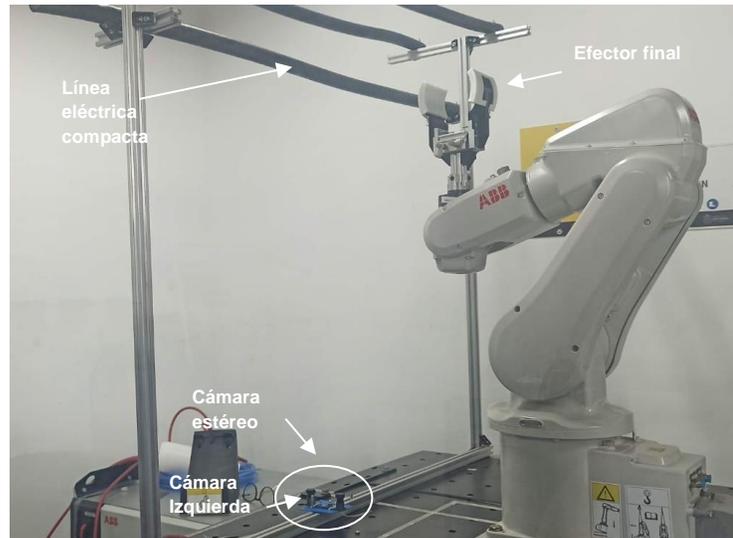
Para la planificación de la trayectoria del robot, se ha diseñado una estrategia de desplazamiento lineal del efector final, articulada en torno a tres puntos esenciales. Estos se definen como sigue:

1. **Punto Inicial:** cuidadosamente seleccionado y estratégicamente posicionado para minimizar el riesgo de colisiones, marcando el comienzo de la trayectoria.
2. **Punto Intermedio:** correspondiente a un punto entre la línea eléctrica que se va a manejar y la cámara. Este punto sirve como etapa preparatoria antes de alcanzar la ubicación final. Este punto tiene las mismas coordenadas  $(x, y)$  de la ubicación del centroide de la línea, pero se encuentra a la altura  $z$  del punto medio entre la cámara y el centroide de la línea.
3. **Punto Final:** destinado a ser la ubicación para la sujeción de la línea eléctrica, identificado como el centroide de esta, y representa el destino culminante del efector final.

## 2.1 Descripción del entorno para la tarea de agarre

Para la operación de agarre, se partió del supuesto de que el robot está posicionado aproximadamente a un metro de distancia por debajo de una línea eléctrica trifásica de media tensión compacta. La cámara, en este escenario, se encuentra instalada de manera fija, orientada hacia arriba desde un punto situado debajo de las líneas eléctricas. Esta disposición específica del equipo y la perspectiva de la cámara quedan claramente

ilustradas en el montaje experimental presentado en la **Figura 10**. La cual no solo demuestra la disposición práctica del robot y la cámara, sino que también sirve como una referencia visual importante para comprender la interacción entre el robot y su entorno de trabajo.



**Figura 10.** Montaje experimental.

La línea eléctrica compacta tiene una distribución de un espaciador polimérico de 13.2 kV -15 kV para Red Ecológica, donde la separación entre cada conductor es de aproximadamente 205 mm.

En cuanto al robot, es un manipulador de 6 grados de libertad, modelo IRB120, de la empresa ABB. Este robot ha sido equipado con una cámara estéreo USB de doble lente, la cual está sincronizada y ofrece una resolución máxima de 1280x960 píxeles. Además, la cámara se caracteriza por tener un amplio campo de visión de 100°, libre de distorsiones (ver **Figura 11**).



**Figura 11.** Cámara estéreo. [Fuente.](#)

El procesamiento de imágenes y los cálculos geométricos necesarios se efectuaron en un computador portátil Lenovo G40-80 con una RAM de 12 Gb, un procesador Intel® Core i7 5500U, GPU Intel® HD Graphics 5500, sistema operativo de 64 bytes con Windows 10 (ver **Figura 12**).



**Figura 12.** Lenovo G40-80. [Fuente](#)

La conexión entre el robot y el sistema de computadora personal (PC) se estableció mediante una comunicación *TCP/IP*, utilizando *sockets* para la transmisión de datos. Este método de comunicación por *sockets* facilita un canal confiable y orientado a la conexión, permitiendo la transmisión bidireccional de datos entre el robot y el PC. La implementación de *TCP/IP* asegura que los paquetes de datos se entreguen en el orden correcto y sin errores, lo que es esencial para mantener la integridad y la eficiencia de las operaciones del robot. Además, el uso de *sockets* proporciona una capa de abstracción que facilita la programación de la red y permite una mayor flexibilidad en la configuración de la comunicación, lo que resulta beneficioso en entornos dinámicos y en aplicaciones que requieren escalabilidad y adaptabilidad.

## 2.2 Preprocesamiento de imágenes

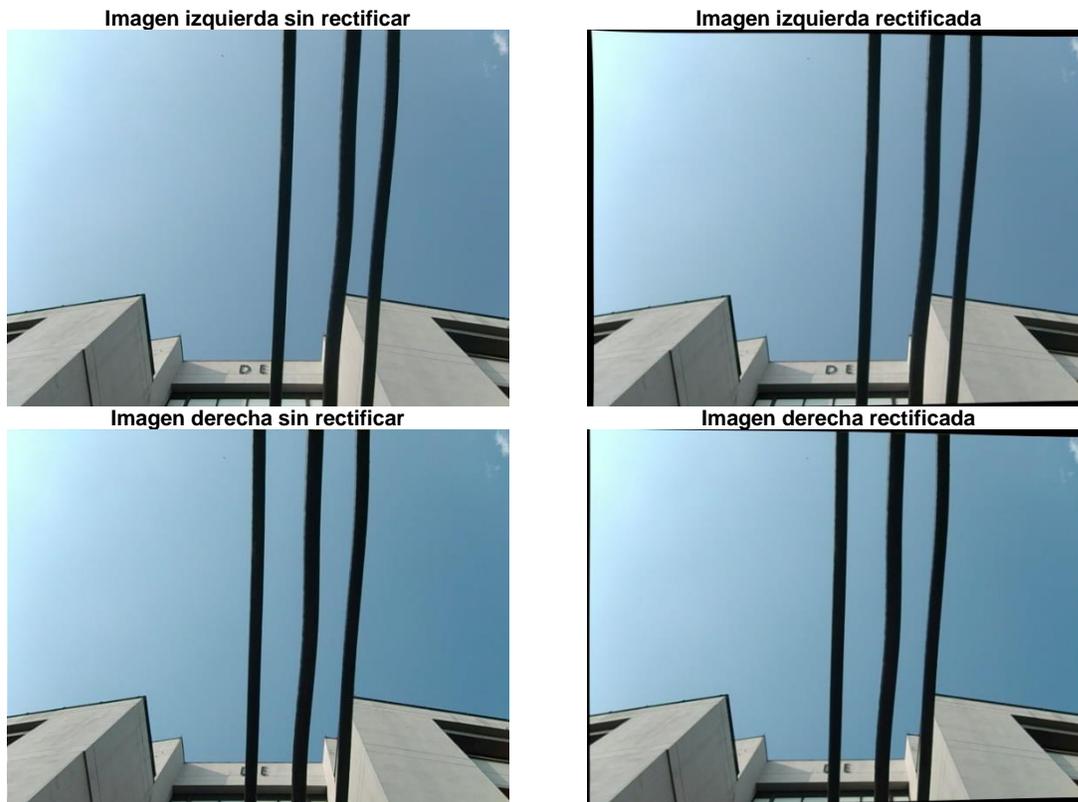
A pesar de que las características técnicas de la cámara indicaban una distorsión mínima y un excelente alineamiento entre las dos cámaras, se detectaron discrepancias durante la estimación de disparidad, ya que las imágenes capturadas no cumplían con las expectativas previstas. Esta situación condujo a la necesidad de aplicar un proceso de rectificación estéreo a las imágenes obtenidas. Dicho proceso se centra en ajustar las imágenes utilizando las matrices intrínsecas de las cámaras y sus parámetros de distorsión, abarcando tanto la distorsión radial como la tangencial, los cuales se determinan mediante una calibración estéreo empleando las técnicas expuestas en las referencias [94] y [95]. Los resultados obtenidos de esta calibración son detallados en la **Tabla 1**.

**Tabla 1.** Estimación de parámetros de la cámara estéreo para una resolución de 640x480 píxeles.

Estimación	Cámara Izquierda	Cámara derecha
Matriz intrínseca [píxeles]	$\begin{bmatrix} 588.19710851 & 0 & 336.79178559 \\ 0 & 588.23268731 & 263.77957026 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 590.18540704 & 0 & 332.99800394 \\ 0 & 590.45945172 & 263.75751121 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Matriz de extrínseca de la cámara derecha respecto a la cámara izquierda. Traslación en [mm]	--	$\begin{bmatrix} 0.99991369 & 0.00206197 & 0.01297504 & -58.7402892 \\ -0.00213247 & 0.99998303 & 0.00542207 & -0.043671285 \\ -0.01296364 & -0.00544927 & 0.99990112 & 3.13792676 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Parámetros de distorsión $\begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ p_1 \\ p_2 \\ k_3 \end{bmatrix}^T$	$\begin{bmatrix} 0.0980816001 \\ 0.0251783599 \\ -0.000306090629 \\ -0.00474445357 \\ -0.322925903 \end{bmatrix}^T$	$\begin{bmatrix} 0.12787313 \\ -0.17690054 \\ -0.00306984 \\ -0.0055924 \\ 0.0085856 \end{bmatrix}^T$

Donde  $K_1$ ,  $K_2$  Y  $K_3$  son los coeficientes de distorsión radial y  $p_1$  y  $p_2$  los coeficientes de la distorsión tangencial.

El proceso de calibración y rectificación es esencial para ajustar y corregir cualquier discrepancia en las imágenes, asegurando así, que las proyecciones de un mismo punto en el espacio 3D, en las dos cámaras, estén correctamente alineadas. La rectificación estéreo transforma las imágenes de manera que las líneas epipolares se vuelven paralelas y horizontales, lo que facilita la correspondencia de puntos entre las imágenes de las dos cámaras.



**Figura 13.** imágenes antes y después del proceso de rectificación estéreo. Resolución 640x480 píxeles.

En la **Figura 13** se exhiben los resultados de un par de imágenes estéreo de una línea eléctrica tras el proceso de rectificación. En las imágenes originales no rectificadas la distorsión no es perceptible a simple vista, esto se debe a la baja distorsión inherente a la cámara utilizada. No obstante, es notable que, tras la rectificación, se forman franjas negras en la periferia de la imagen. Este efecto es un resultado directo del proceso de rectificación. Las franjas negras se deben a que la distorsión de la cámara se intensifica conforme un píxel se aleja del centro de la imagen, lo que se hace más evidente después de la rectificación, confirmando la necesidad del mencionado proceso.

## 2.3 Estimación de la disparidad y mapa de profundidad

Para alcanzar una efectiva separación del fondo complejo mediante la profundización, es crucial realizar una estimación precisa del mapa denso de disparidad a partir de la captura de la escena. Para este propósito, se empleó el algoritmo *SGBM* (*Semi-Global Block Matching*). Este algoritmo ofrece varias ventajas en comparación con otras metodologías como *Graph Cuts* (*GC*) y *Block Matching* (*BM*). Entre los beneficios de *SGBM* se destacan su mayor precisión en la estimación de disparidades y su capacidad para manejar eficientemente texturas repetitivas y áreas con baja textura, problemas comunes en la visión estéreo. Además, *SGBM* logra un equilibrio óptimo entre la precisión y la eficiencia computacional, lo que lo hace adecuado para aplicaciones en tiempo real. A diferencia de

GC, que a menudo es computacionalmente intensivo y puede ser lento para aplicaciones en tiempo real, y de BM, que tiende a ser menos preciso en escenarios complejos. SGBM proporciona una solución más equilibrada.

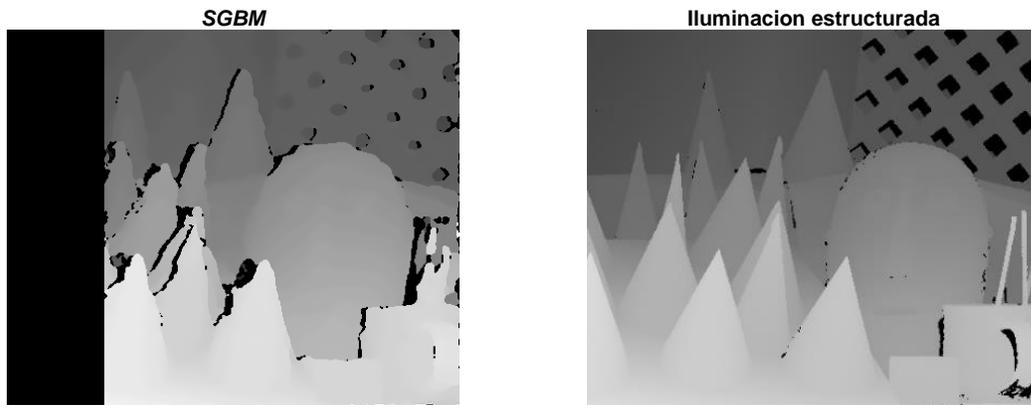
Este enfoque es especialmente útil en entornos donde la separación del fondo es desafiante debido a la complejidad visual o la variabilidad de las condiciones de iluminación. Al emplear SGBM, se puede lograr una representación más detallada y precisa del espacio tridimensional, facilitando así la segmentación y análisis posteriores de la escena capturada.

Para la implementación, se empleó la función `cv2.StereoSGBM()` de la biblioteca *OpenCV*, específicamente la versión 4.9.0.80. Esta función es conocida por su amplia gama de parámetros ajustables, los cuales se optimizaron experimentando con diversas combinaciones. Este ajuste se facilitó mediante el uso de barras de seguimiento, siguiendo las recomendaciones proporcionadas en la documentación de *OpenCV*. El objetivo era afinar estos parámetros de tal manera que el mapa de disparidad resultante se asemejara lo más posible a un mapa de disparidad denso, obtenido mediante la técnica de iluminación estructurada, como se describe en la referencia [51]. Los valores finales de los parámetros de `cv2.StereoSGBM()` que se determinaron como óptimos se presentan en la **Tabla 2**.

**Tabla 2.** Parámetros obtenidos del algoritmo de estimación del mapa de disparidad denso de las imágenes de prueba de [51].

Parámetro	Valor
minDisparity	1
numDisparities	96
blockSize	9
window_size	4
P1	$8 * 3 * \text{window\_size} ** 2$
P2	$32 * 3 * \text{window\_size} ** 2$
disp12MaxDiff	1
uniquenessRatio	10
speckleWindowSize	100
speckleRange	32

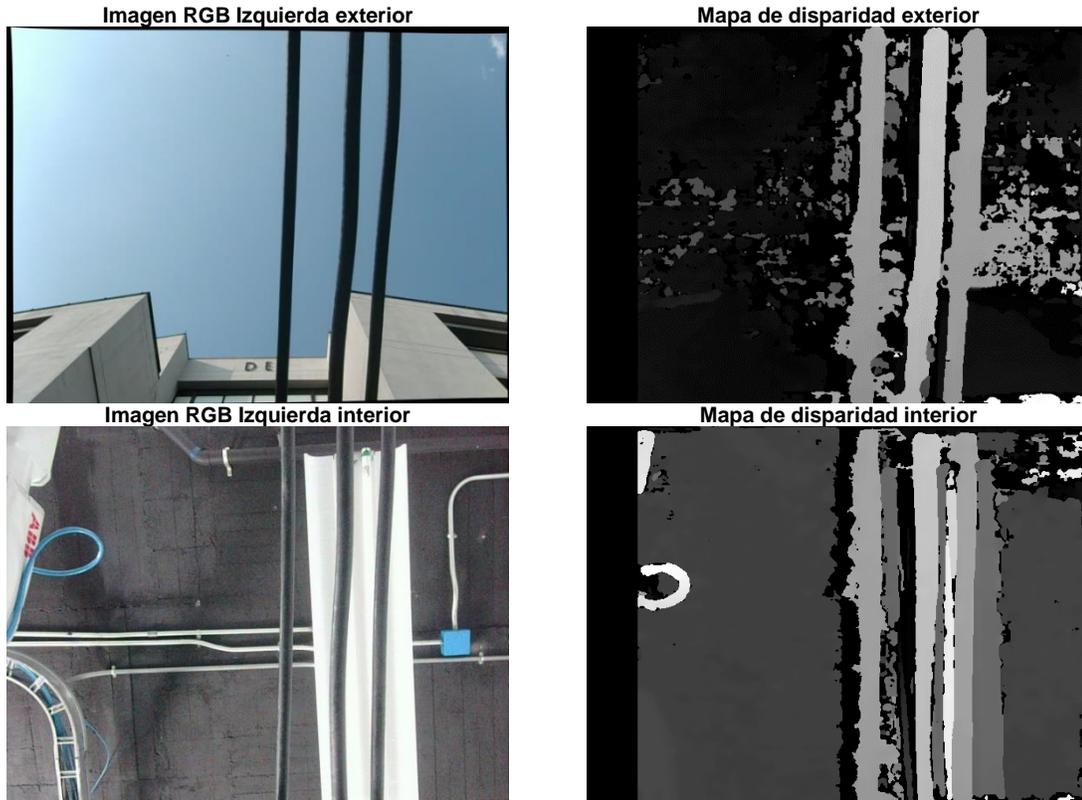
En la **Figura 14** se evidencia una comparación visual los resultados obtenidos con el algoritmo SGBM y el método de iluminación estructurada.



**Figura 14.** Comparación entre los resultados obtenidos con *SGBM* y el método de iluminación estructura.

La aparición de una franja negra en los resultados obtenidos mediante el algoritmo *SGBM* se atribuye al parámetro *numDisparities*. Este algoritmo inicia su proceso de comparación estéreo a partir del píxel horizontal identificado por el valor de *numDisparities*. El valor asignado a *numDisparities* determina el rango de desplazamiento horizontal que el algoritmo considerará al buscar correspondencias entre las dos imágenes estéreo. Un valor inadecuado para este parámetro puede resultar en zonas de la imagen donde la disparidad no se calcula correctamente, dando lugar a franjas negras. Estas indican áreas donde el algoritmo no ha podido encontrar correspondencias adecuadas entre las dos imágenes, a menudo se debe a que el rango de desplazamiento no cubre la distancia real entre los pares de píxeles correspondientes en las dos vistas.

El método descrito se implementó en dos entornos diferentes para las líneas eléctricas: un ambiente interior, concretamente en un laboratorio, y un entorno al aire libre, con el objetivo de estimar la disparidad en escenas con diferentes características de iluminación y fondo. Para ello, se utilizaron imágenes capturadas por una cámara binocular USB. La **Figura 15** muestra visualmente los resultados obtenidos de este experimento, destacando eficazmente las diferencias y particularidades observadas en ambos contextos. Además, la **Tabla 3** presenta un reporte de los parámetros derivados de este método. Cabe mencionar que, aunque se ajustaron los parámetros específicamente para cada tipo de entorno, interior y exterior, no se observaron cambios significativos entre las dos escenas.



**Figura 15.** Mapa de disparidad de una línea eléctrica de media tensión compacta. escalado entre 0-255.

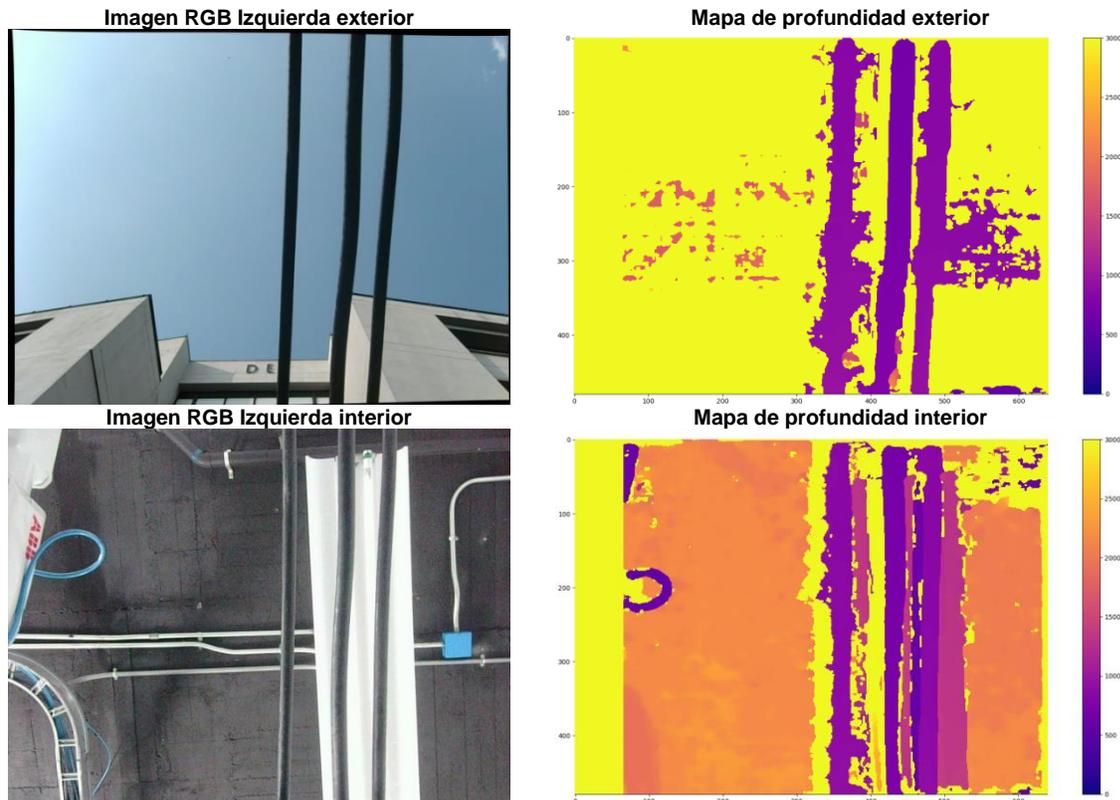
**Tabla 3.** Parámetros *SGBM* para las capturas de línea eléctrica compacta.

Parámetro	Valor
minDisparity	2
numDisparities	96
blockSize	11
window_size	6
P1	$8 * 3 * \text{window\_size} ** 2$
P2	$32 * 3 * \text{window\_size} ** 2$
disp12MaxDiff	1
uniquenessRatio	10
speckleWindowSize	100
speckleRange	32

## 2.4 Segmentación por umbral de profundidad y color

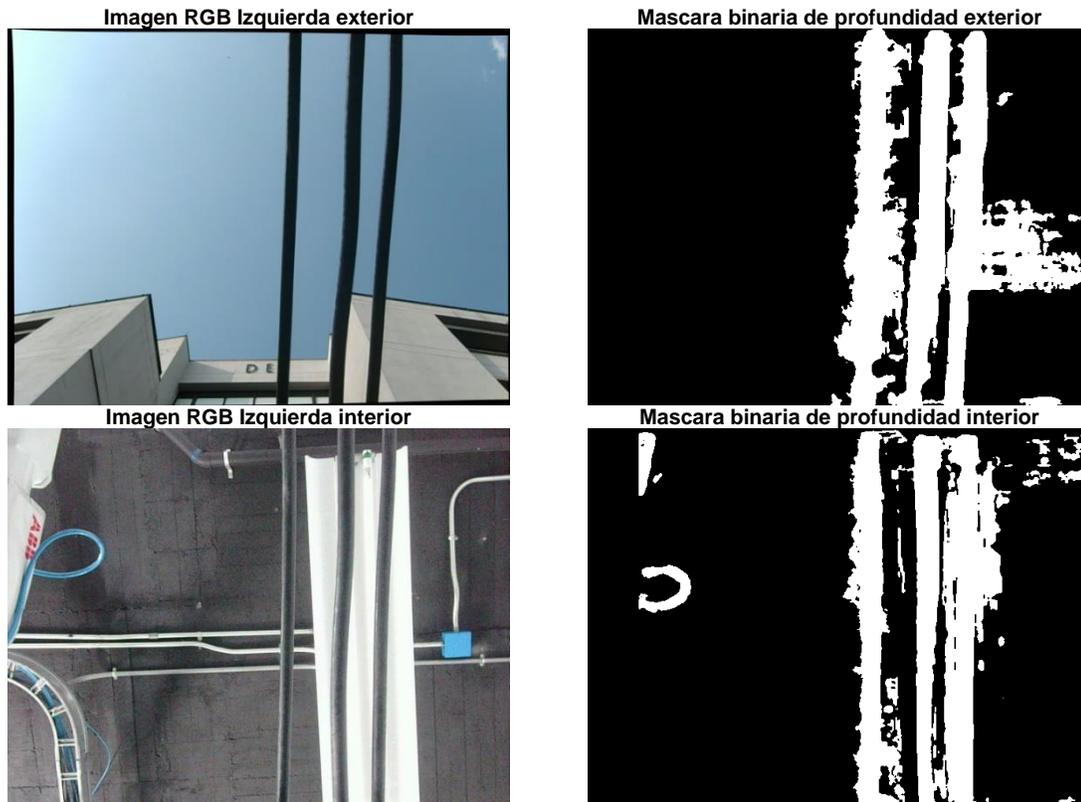
Para realizar la segmentación basada en el umbral de profundidad, se emplearon los resultados de disparidad obtenidos en la sección anterior, junto con la aplicación de la Ecuación (10). Este procedimiento permitió convertir el mapa de disparidad en un mapa de profundidad.

En cuanto a los parámetros necesarios para esta transformación, se utilizaron la distancia focal  $f$  y la línea base  $b$ . Estos parámetros se extrajeron de la matriz extrínseca y el vector de traslación, respectivamente, tal como se presentan en los resultados de la **Tabla 1**. Para determinar la distancia focal  $f$ , se calculó el promedio de los valores  $f_x$  y  $f_y$  obtenidos de la matriz de la cámara. En el caso de la línea base  $b$ , se utilizó la longitud de la coordenada en el eje  $x$  del vector de rotación de la matriz extrínseca de la cámara derecha. En la **Figura 16** se pueden ver los resultados visuales del mapa de profundidad para las dos escenas.



**Figura 16.** Mapa de profundidad expresado como un mapa de calor. La escala de color se encuentra en mm.

La observación de la **Figura 16** revela claramente que las líneas eléctricas se sitúan en un rango de profundidad que va desde 0 mm hasta cerca de 1300 mm. Basándose en esta información, se estableció el umbral de profundidad en aproximadamente 1300 mm. Este valor se seleccionó como límite superior para garantizar que todas las líneas eléctricas dentro de este rango de profundidad sean adecuadamente identificadas y analizadas en el estudio. En la **Figura 17** se muestran los resultados de la segmentación por profundidad, representados como una imagen binaria. En esta representación, los píxeles blancos indican aquellos que satisfacen el criterio establecido en la umbralización, mientras que los píxeles negros representan los que no cumplen con dicho criterio.



**Figura 17.** Segmentación por umbral de profundidad.

El uso del espacio de color *HSV* mejoró considerablemente la segmentación basada en color (*Hue, Saturation, Value*). Este modelo es particularmente ventajoso para tales tareas, debido a que descompone la imagen en componentes que representan el tono (*Hue*), la saturación (*Saturation*) y el brillo (*Value*), lo cual es más alineado con la forma en que los seres humanos perciben los colores. En comparación con el espacio de color *RGB*, donde los colores se representan mediante combinaciones de rojo, verde y azul, el *HSV* separa claramente la información cromática (tono y saturación) de la intensidad luminosa. Esto permite una identificación más intuitiva y efectiva de colores específicos en la imagen, lo cual es crucial en aplicaciones de segmentación basada en color.

Los parámetros de umbralización, tanto alto como bajo, para el espacio de color *HSV* fueron ajustados cuidadosamente utilizando barras de seguimiento. Este proceso se llevó a cabo para optimizar la segmentación de color en ambientes tanto interiores como exteriores, buscando obtener los mejores resultados de forma visual. En la **Figura 18** se muestra los resultados de la segmentación como una imagen binaria y en la **Tabla 4** se reportan los parámetros obtenidos.

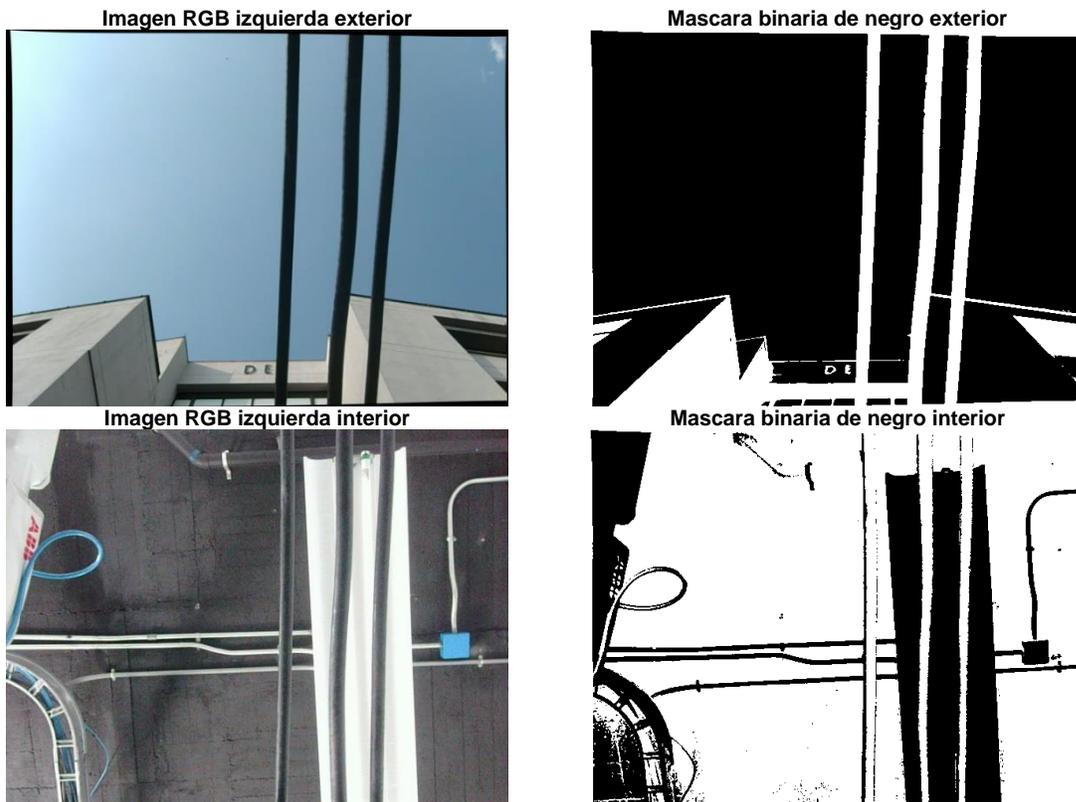
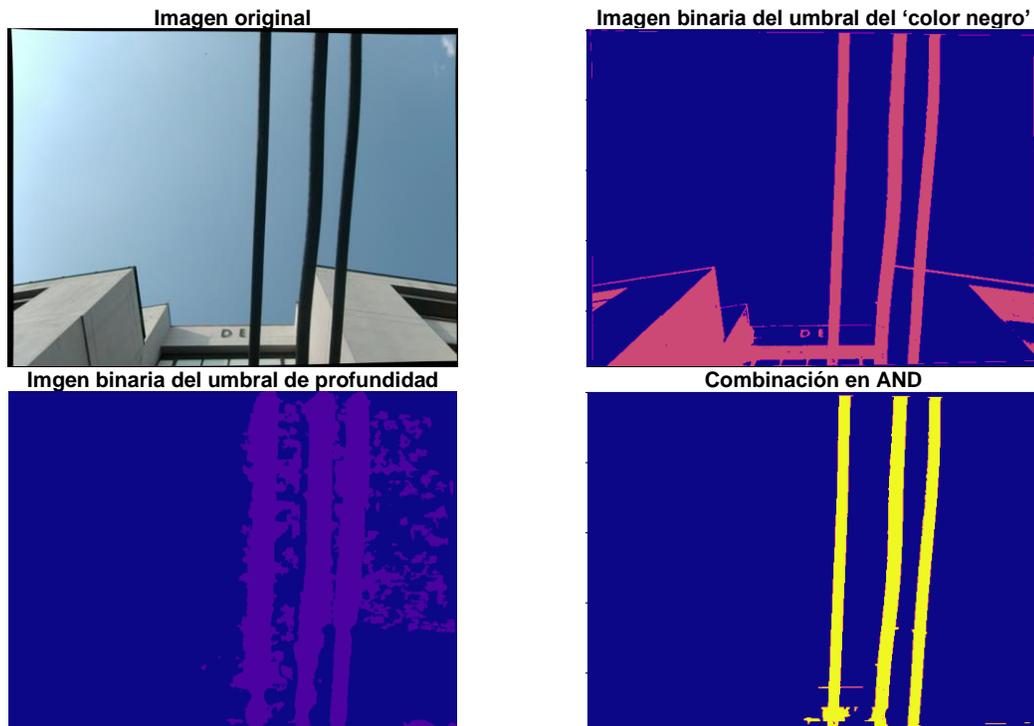


Figura 18. Segmentación por umbral de color.

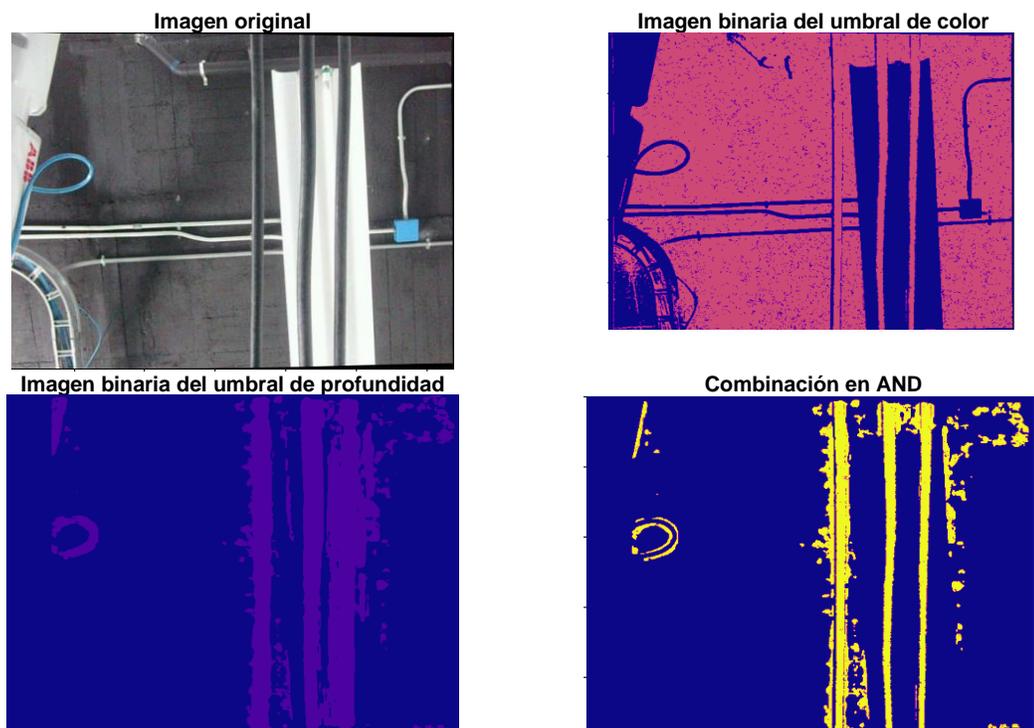
Tabla 4. Parámetros de umbral de negro.

Parámetro	Valor
H alto	179
H bajo	0
S alto	255
S bajo	0
V alto	138
V bajo	0

Finalmente se combinaron dos resultados de segmentación como una *AND* lógica, los cuales se muestran la **Figura 19** y **Figura 20**.



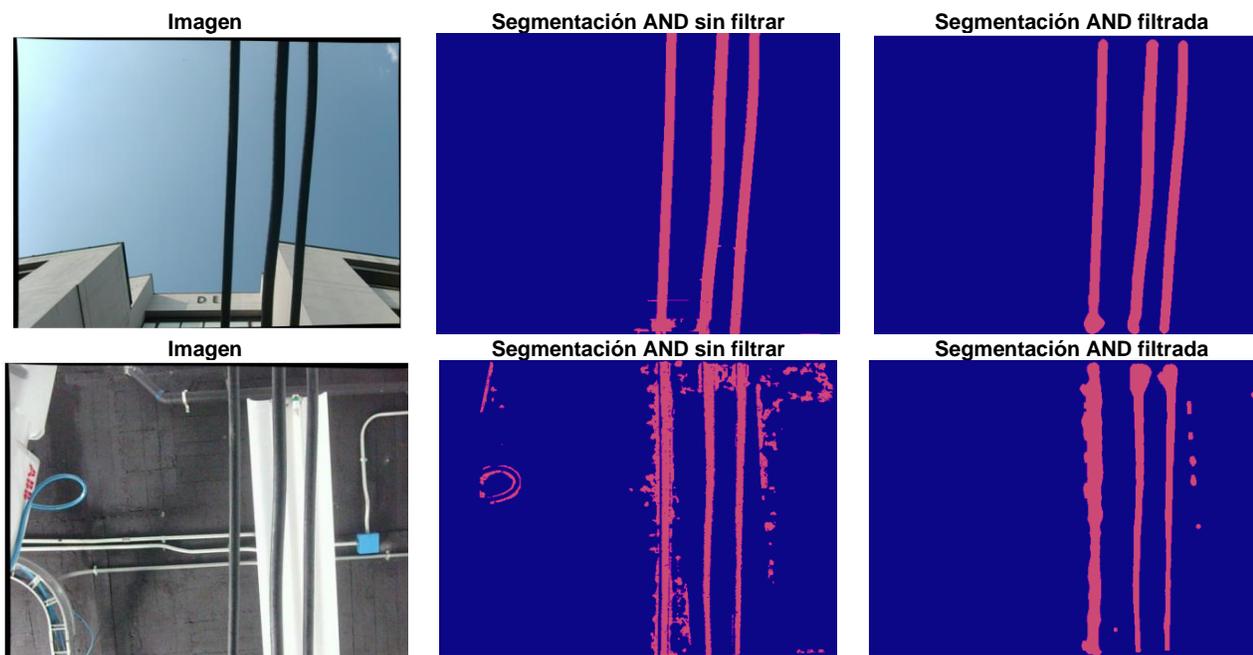
**Figura 19.** Combinación de segmentación para la escena exterior.



**Figura 20.** Combinación de segmentación para la escena interior.

Como se puede apreciar en la **Figura 19**, los resultados obtenidos de la combinación lógica AND para la escena exterior son sobresalientes. Sin embargo, en la escena interior, la segmentación presenta un nivel significativo de ruido. Esta problemática se atribuye al ruido presente en los resultados de la segmentación por umbral de profundidad. Para abordar este desafío, se optó por la implementación de filtros destinados a la eliminación de dicho ruido.

Tras realizar varias pruebas, se encontró que la estrategia más eficaz para la reducción de ruido implicaba el uso de operaciones morfológicas de dilatación y erosión aplicadas a los resultados de la segmentación por profundidad. Este proceso se realizó utilizando un *kernel* de 9x9. Posteriormente, se aplicó un filtro de mediana con un *kernel* de 15x15 al resultado de la combinación AND. Los resultados de este procedimiento, mostrados en la **Figura 21**, demuestran una mejora considerable en la calidad del segmentado. La combinación de estas técnicas morfológicas y de filtrado ha probado ser efectiva en la reducción del ruido, lo que resulta en una segmentación más clara y definida, especialmente en escenas interiores donde el ruido era inicialmente más prominente.



**Figura 21.** Filtrado de la segmentación en AND.

La **Figura 22** presenta los resultados obtenidos tras aplicar una técnica de segmentación a la imagen original. Esta imagen evidencia resultados correctos de la técnica de segmentación, evidenciando su capacidad para distinguir y enfatizar las líneas eléctricas con notable precisión. Aunque en ciertas áreas de la escena interior se percibe una ligera disminución en la definición de las líneas eléctricas, la calidad de la información capturada resulta ser suficientemente detallada para fines de localización de estas líneas. Esta efectividad se debe a que el proceso de localización se centra primordialmente en identificar la línea media o el centroide de las líneas eléctricas.

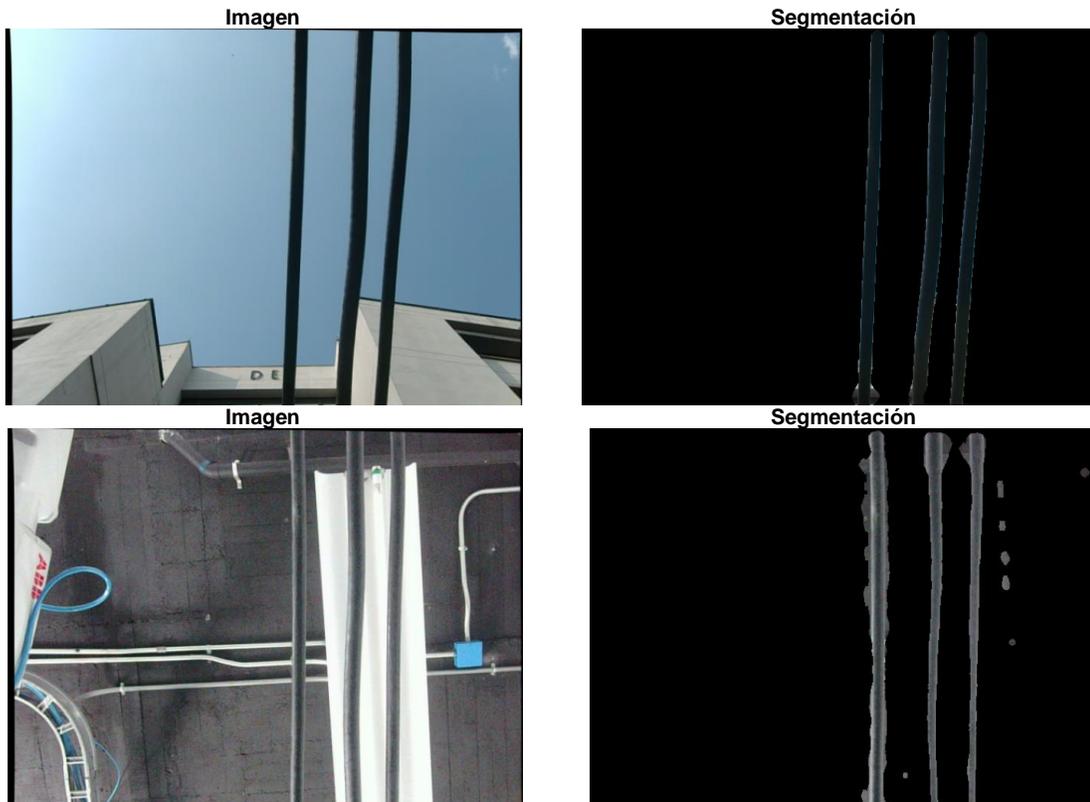


Figura 22. Resultados de segmentación sobre la imagen original.

## 2.5 Segmentación de instancia

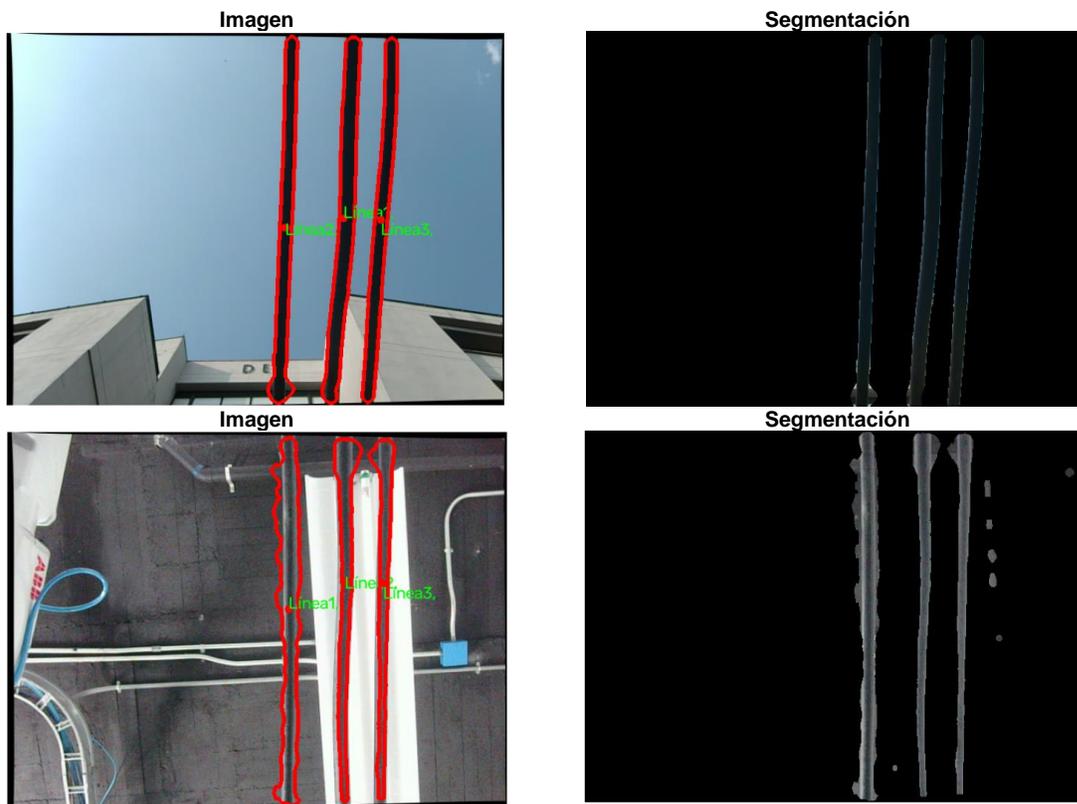
Para llevar a cabo la tarea de agarre resulta crucial que el robot posea la habilidad de identificar con precisión cuál línea eléctrica va a sujetar, diferenciándola entre las diversas líneas presentes. Este proceso, en el que el robot discrimina y elige específicamente entre múltiples objetos de una misma categoría, se denomina segmentación de instancias. Dicha técnica no solo implica reconocer las líneas eléctricas en su campo visual, sino también diferenciarlas de manera exacta para garantizar un agarre adecuado.

En este trabajo se propone una técnica de segmentación basada en el área. La elección de este método se debe a que, tras el proceso de segmentación previamente planteado e implementado, se observa que las líneas eléctricas suelen ocupar un área mayor en comparación con otros objetos en la imagen. Esta característica las convierte en candidatas ideales para la segmentación basada en área. Además, los resultados de esta segmentación pueden ser utilizados para calcular la posición de la línea eléctrica. Esto se logra determinando el centroide de la línea dentro de la imagen usando el método de los momentos y aprovechando el mapa de profundidad generado en la etapa anterior.

El proceso comienza con el cálculo de todos los contornos en la imagen binarizada obtenida previamente. Cada uno de estos contornos se examina midiendo su área y se selecciona los tres contornos con mayor área. Seguidamente, si el área es menor que un

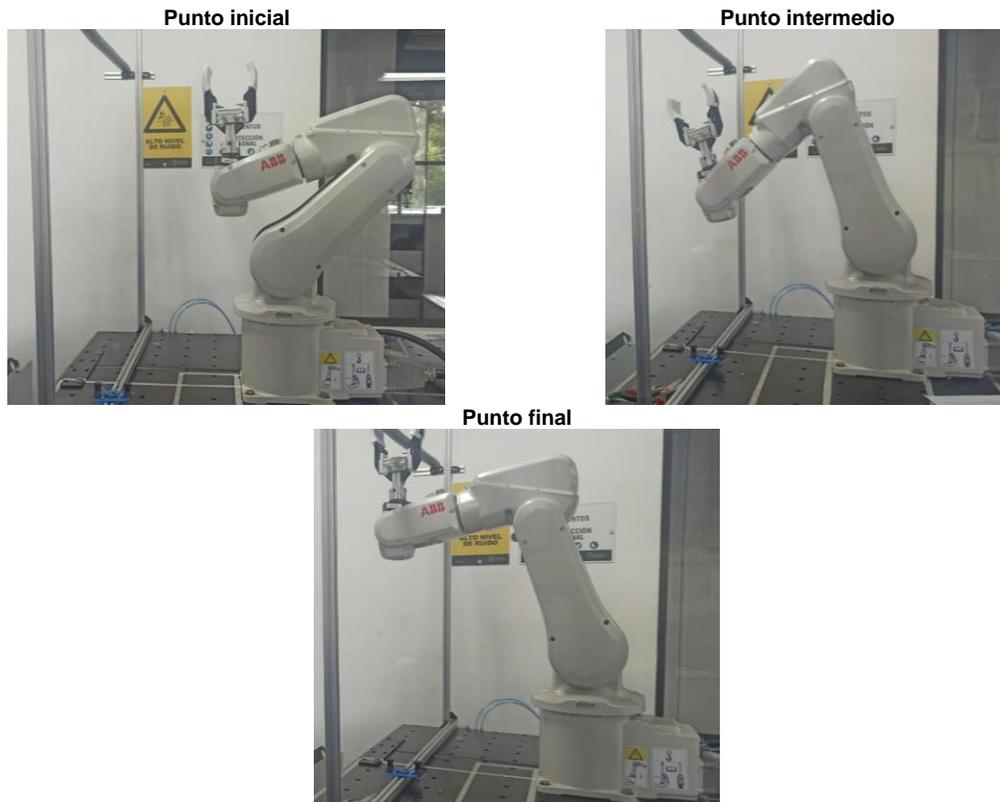
umbral predefinido de 1500 píxeles se descarta como posible línea eléctrica; en caso contrario, se considera como tal. Los contornos generados del anterior proceso sirven para calcular ubicación de los centroides de las líneas eléctricas en la imagen mediante el método de los momentos (ver **Anexo A**).

Utilizando la ubicación del centroide de la línea y el mapa de profundidad, junto con la Ecuación (11), se obtienen las coordenadas tridimensionales  $(x, y, z)$  de la línea eléctrica en relación con la cámara, por lo que se hace necesario transformar estas coordenadas al sistema de referencia del robot. Esta transformación permite al robot entender la ubicación de la línea eléctrica en su propio marco de coordenadas, facilitando así un agarre efectivo. Los resultados visuales del proceso anterior se observan la **Figura 23**. Los puntos rojos de la imagen denotan el centroide calculado para línea



**Figura 23.** Resultados de la segmentación de instancia.

## 2.6 Planificación de trayectoria



**Figura 24.** Montaje experimental y planificación de trayectoria.

Como se mencionó al comienzo de este capítulo, la metodología de planificación de trayectoria presentada en este estudio se fundamenta en la transición entre tres puntos esenciales (ver **Figura 24**). Los puntos se determinan a partir de dos parámetros clave: la posición relativa de la cámara con respecto al origen de coordenadas del robot, es decir, la ubicación del origen de la cámara izquierda respecto al robot, y la ubicación relativa del centroide de la línea respecto al origen de coordenadas del robot.

Si se toma  $P_c$  y  $P_L$  como la ubicación de la cámara y el centroide de la línea respectivamente respecto al robot es posible definir un punto **A** y un punto **B** estratégicamente como:

$$\mathbf{A} = \frac{P_L - P_c}{2} \quad (12)$$

Entonces el punto intermedio será:

$$P_i = (x_L, y_L, z_A) \quad (13)$$

Como ya se dijo anteriormente, el punto inicial es un punto arbitrario escogido cuidadosamente para evitar colisiones y el centroide de la línea es el punto objetivo o final del robot.

Además de determinar la posición tridimensional de la línea, en esta etapa es necesario sino comprender su orientación en el espacio tridimensional en relación con el robot (estimación de pose 3D) [96]. Esta comprensión es crucial ya que el robot necesita aproximarse con una orientación específica de su efector final. Dicha orientación es esencial para que el robot pueda alinear automáticamente su herramienta de agarre con la línea eléctrica, asegurando así una interacción adecuada.

La orientación de la línea queda determinada al obtener tres vectores unitarios ortogonales entre sí, en la ubicación del centroide la línea [96]. Para ello, en este trabajo se propuso la siguiente estrategia. Si definimos los tres vectores unitarios y ortogonales entre sí, como  $(\vec{x}', \vec{y}', \vec{z}')$  y a  $\vec{d}_1$  y  $\vec{d}_2$  como los vectores directores unitarios uno y dos, respectivamente, de la línea recta que aproxima a línea eléctrica en el espacio 3D, entonces  $\vec{y}'$  será el vector entre los vectores directores que tiene el menor ángulo respecto al vector unitario  $\hat{j}$  del robot, es decir:

$$\begin{aligned} \vec{y}' &= \vec{d}_1 \quad \text{si } \hat{j} \angle d_1 \text{ es menor } \{ \hat{j} \angle \vec{d}_1, \hat{j} \angle \vec{d}_2 \} \\ \vec{y}' &= \vec{d}_2 \quad \text{si } \hat{j} \angle d_2 \text{ es menor } \{ \hat{j} \angle \vec{d}_1, \hat{j} \angle \vec{d}_2 \} \end{aligned} \quad (14)$$

Donde  $\hat{j}$  es el vector unitario en dirección del eje positivo Y del robot y  $\vec{d}_2 = -\vec{d}_1$ .

Si  $\hat{k}$  es el vector unitario en dirección del eje positivo Z del robot, entonces:

$$\begin{aligned} \vec{x}' &= \vec{d}_1 \times \hat{k} \quad \text{si } \hat{j} \angle d_1 \text{ es menor } \{ \hat{j} \angle \vec{d}_1, \hat{j} \angle \vec{d}_2 \} \\ \vec{x}' &= \vec{d}_2 \times \hat{k} \quad \text{si } \hat{j} \angle d_2 \text{ es menor } \{ \hat{j} \angle \vec{d}_1, \hat{j} \angle \vec{d}_2 \} \end{aligned} \quad (15)$$

Por último:

$$\vec{z}' = \vec{x}' \times \vec{y}' \quad (16)$$

Para calcular el vector  $\vec{d}_1$ , es esencial identificar dos puntos tridimensionales situados sobre la línea eléctrica, que permitan trazar una línea recta como aproximación a esta. En este estudio, se seleccionan los dos puntos extremos del proceso de esqueletización o adelgazamiento, aplicado a la segmentación de instancia de la línea eléctrica. Los resultados de este proceso para una de las líneas en dos escenarios distintos se ilustran en la **Figura 25**. Dicha figura muestra que, en el caso de una línea en el entorno exterior, el adelgazamiento resulta en una curva que se asemeja a un segmento de recta, presentando exactamente dos puntos extremos. Contrariamente, el adelgazamiento de la misma línea en un entorno interior produce una curva con varias ramificaciones, y por ende, numerosos puntos extremos. Esto obligó a realizar un proceso de poda sobre la imagen esqueletizada para descartar estas ramificaciones superfluas, con el objetivo de aislar solamente dos puntos extremos que representen de manera aproximada la línea eléctrica.

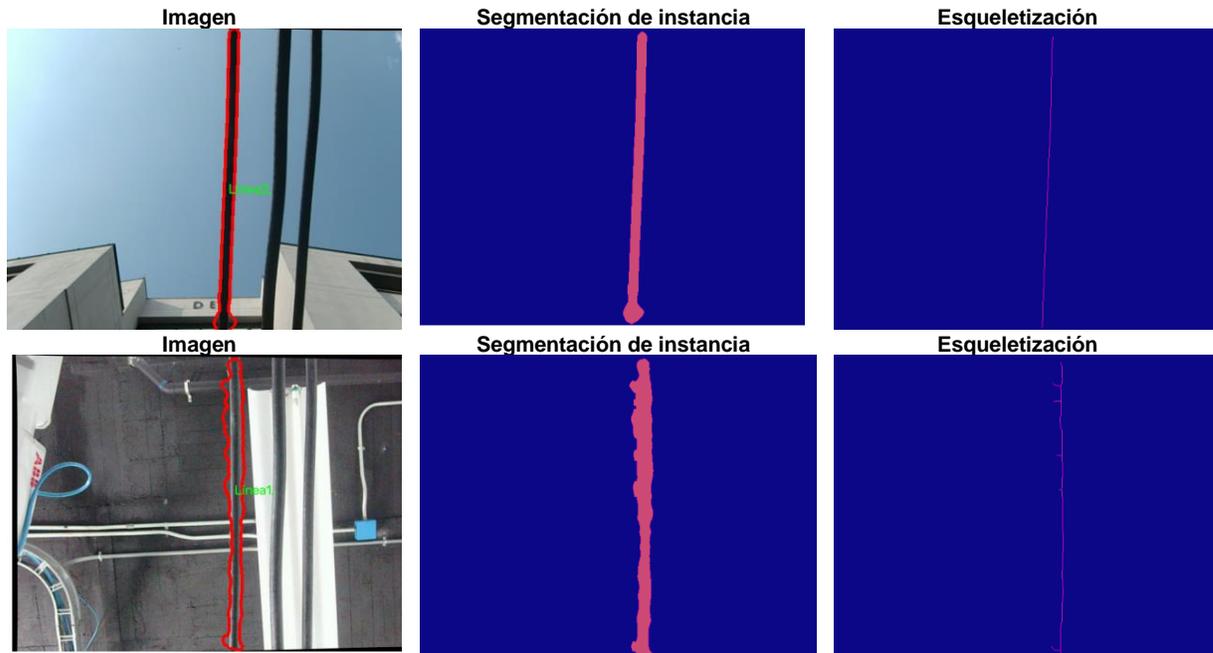


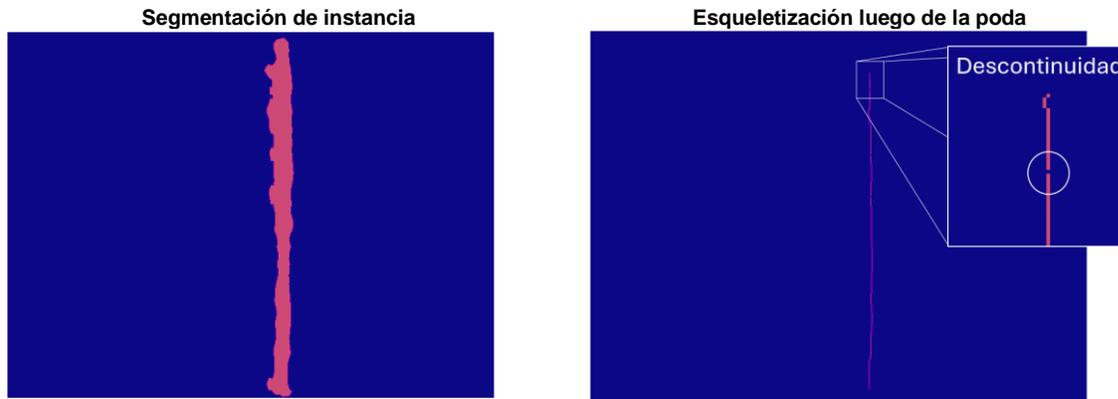
Figura 25. Esqueletización de la línea eléctrica.

Un enfoque efectivo para eliminar ramificaciones pequeñas de un esqueleto en una imagen es utilizar la poda basada en el análisis de la conectividad de los píxeles en el esqueleto. Este proceso implica identificar y eliminar las ramas que no cumplan con un criterio de longitud mínima, lo que generalmente se logra analizando la estructura del esqueleto desde los puntos finales hacia los puntos de ramificación o viceversa. El proceso seguido en este trabajo fue el siguiente:

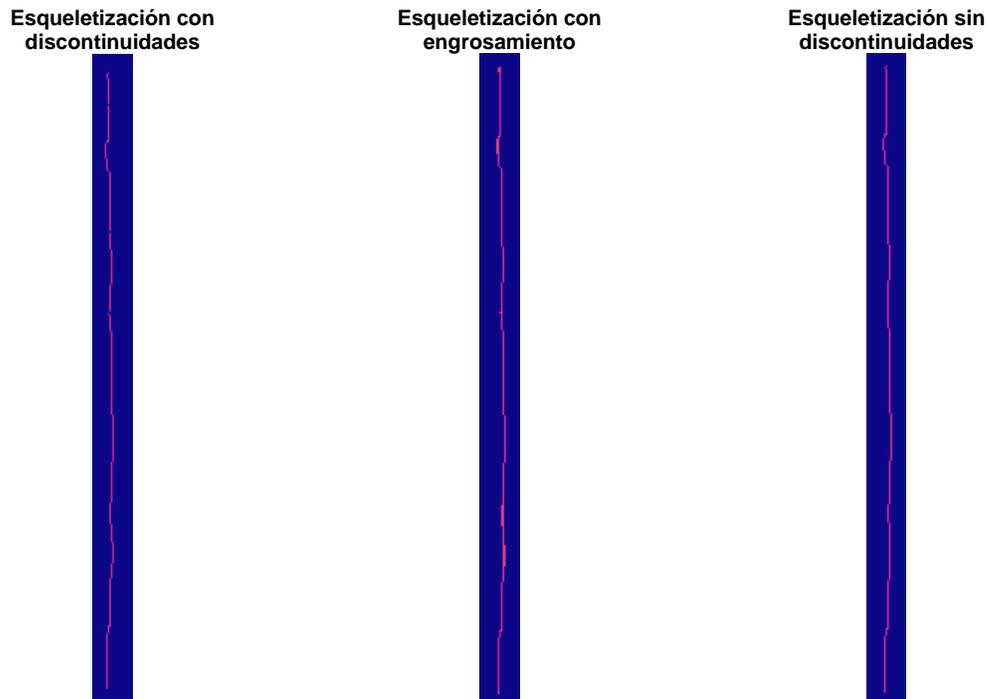
- I. **Identificación de puntos finales:** son píxeles que tienen solo un vecino en el esqueleto.
- II. **Identificación de puntos de ramificación:** son píxeles que tienen más de dos vecinos.
- III. **Analizar cada rama:** partiendo de cada punto final, se sigue la rama hasta llegar a un punto de ramificación o a otro punto final.
- IV. **Medir la longitud de la rama:** si la longitud es menor que un umbral predefinido, se elimina la rama.

La aplicación del método de poda, descrito anteriormente, dio lugar a los resultados ilustrados en la **Figura 26**. Dicho proceso fue exitoso en la eliminación de ramas con una longitud menor a 50 píxeles (umbral de longitud escogido), aunque provocó ciertas discontinuidades en el resultado final. Para solventar este inconveniente, se recurrió al uso del cierre morfológico, una técnica que logró colmar estas brechas de forma eficaz. Sin embargo, este método trajo consigo un efecto de engrosamiento no deseado del esqueleto. Para contrarrestar este efecto, se implementó una nueva fase de adelgazamiento sobre el

resultado morfológico. Los impactos de esta medida correctiva se evidencian en la **Figura 27**, que expone el resultado final tras la aplicación del cierre morfológico para eliminar las discontinuidades previamente mencionadas.



**Figura 26.** Poda de ramas del esqueleto de la línea eléctrica.



**Figura 27.** Esqueletización sin ramas y sin discontinuidades.

Mediante el proceso de esqueletización libre de ramificaciones y discontinuidades, es factible determinar los puntos extremos de la estructura esquelética. Un punto extremo se puede ver como aquel píxel del esqueleto que posee solamente un vecino no nulo. La identificación de estos puntos extremos se puede realizar a través de una técnica de convolución, empleando un *kernel* diseñado específicamente para este fin. Dicho *kernel* permite la detección de los puntos extremos al analizar la configuración de los vecinos de un píxel, facilitando así su identificación.

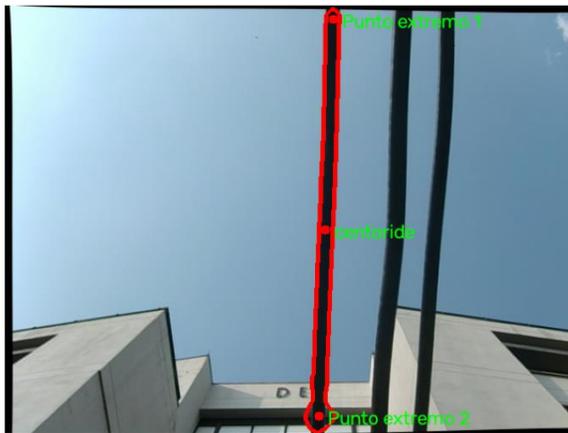
$$Kernel = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

El *kernel* empleado en esta investigación se presenta en la Ecuación (17). Utilizando este *kernel*, el píxel correspondiente al punto extremo se identificará mediante un resultado de 2 tras el proceso de convolución, siempre y cuando los puntos del esqueleto se hayan binarizado en el rango de 0 a 1. Al tener estos dos puntos extremos proyectados en el espacio tridimensional, se facilita la determinación de los vectores directores asociados a la línea eléctrica de la siguiente manera:

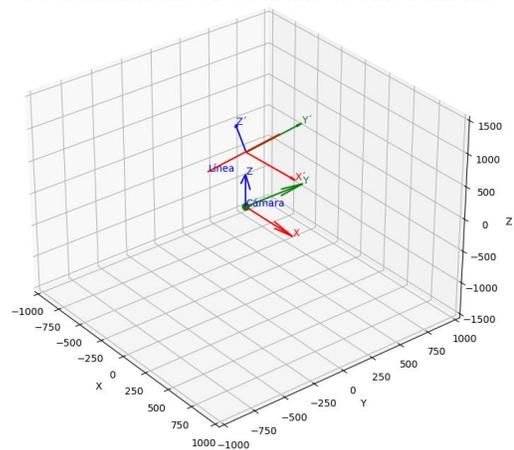
$$\vec{d}_1 = \frac{P_{ex1} - P_{ex2}}{\|P_{ex1} - P_{ex2}\|}; \vec{d}_2 = -\vec{d}_1 \quad (18)$$

Donde  $P_{ex1}$  y  $P_{ex2}$  son los puntos tridimensionales de los extremos de la línea eléctrica.

Los resultados de la estimación de pose para una misma línea eléctrica para la escena interior y exterior se observan en al **Figura 28**.



Posicionamiento 3D de la línea eléctrica exterior



Posicionamiento 3D de la línea eléctrica interior

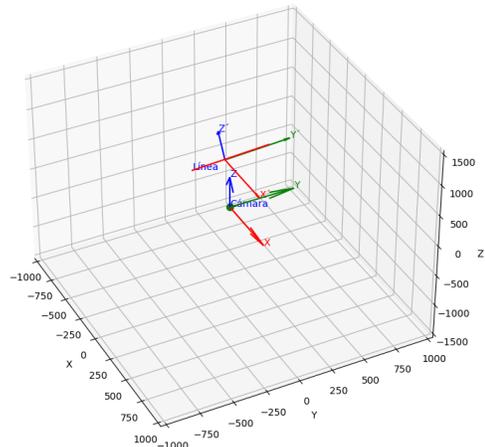


Figura 28. Estimación pose de la línea eléctrica.

La información sobre la ubicación y orientación de las líneas detectadas se envía al controlador del robot utilizando comunicación *TCP/IP* mediante *sockets*. Esta transmisión permite al robot posicionar su efector final adecuadamente, basándose en los datos recibidos. La información tridimensional obtenida anteriormente, como el centroide de la línea y los puntos extremos, se define en el marco del sistema de coordenadas de la cámara. Para que el controlador del robot pueda utilizar estos datos de forma efectiva, es necesario convertirlos al sistema de coordenadas específico del robot. Este proceso de conversión se realiza a través de una transformación lineal que incluye tanto traslación como rotación (matriz extrínseca), permitiendo así la adecuada interpretación y aplicación de los datos en el contexto del robot. En este contexto, si consideramos  $P_c$  como un punto en el espacio tridimensional expresado en coordenadas homogéneas relativas al sistema de la cámara, y  $P_r$  como la representación de este mismo punto, pero referenciado al sistema de coordenadas del robot, la relación entre ambos se establece mediante la matriz extrínseca  $A$  como:

$$P_r = A * P_c \quad (19)$$

Donde:

$$A = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [R]_{3 \times 3} & [t]_{3 \times 1} \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

Si se conocen cuatro puntos ( $P1_c, P2_c, P3_c, P4_c$ ) respecto al origen de coordenada de la cámara, y sus puntos correspondientes ( $P1_r, P2_r, P3_r, P4_r$ ) en el origen de coordenadas del robot se puede obtener la siguiente ecuación matricial utilizando las Ecuaciones (19) y (20).

$$P_R = M * V \quad (21)$$

Donde:

$$P_R = \begin{bmatrix} P1_{rx} \\ P1_{ry} \\ P1_{rz} \\ P2_{rx} \\ P2_{ry} \\ P2_{rz} \\ P3_{rx} \\ P3_{ry} \\ P3_{rz} \\ P4_{rx} \\ P4_{ry} \\ P4_{rz} \end{bmatrix}; V = \begin{bmatrix} r_{11} \\ r_{12} \\ r_{13} \\ t_x \\ r_{21} \\ r_{22} \\ r_{23} \\ t_y \\ r_{31} \\ r_{32} \\ r_{33} \\ t_z \end{bmatrix} \quad (22)$$

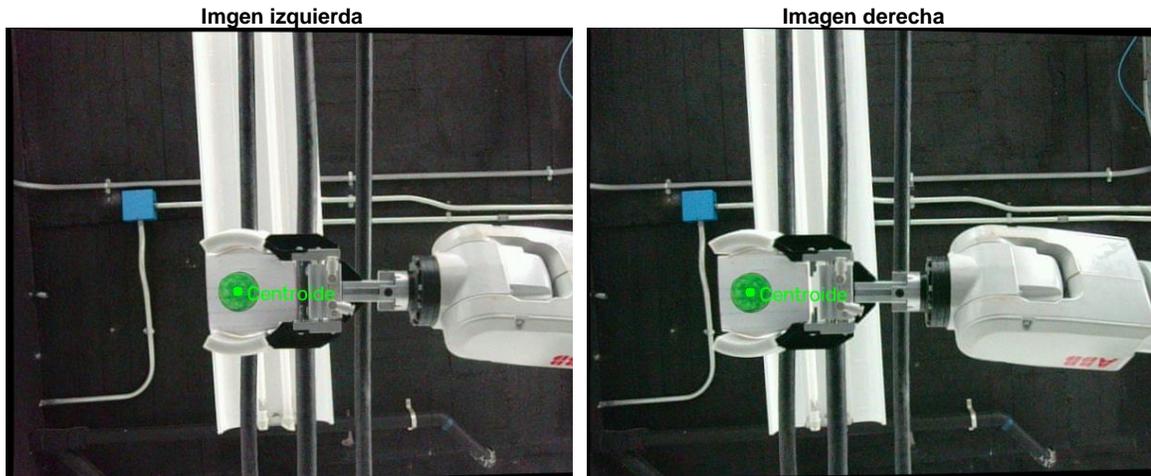
$$M = \begin{bmatrix} P1_{cx} & P1_{cy} & P1_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P1_{cx} & P1_{cy} & P1_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P1_{cx} & P1_{cy} & P1_{cz} & 1 \\ P2_{cx} & P2_{cy} & P2_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P2_{cx} & P2_{cy} & P2_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P2_{cx} & P2_{cy} & P2_{cz} & 1 \\ P3_{cx} & P3_{cy} & P3_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P3_{cx} & P3_{cy} & P3_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P3_{cx} & P3_{cy} & P3_{cz} & 1 \\ P4_{cx} & P4_{cy} & P4_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P4_{cx} & P4_{cy} & P4_{cz} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P4_{cx} & P4_{cy} & P4_{cz} & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

Por lo tanto, es posible obtener el vector  $V$ , que cual contine las entradas de la matriz  $A$ , como:

$$V = M^{-1} \cdot P_R \quad (24)$$

donde  $M^{-1}$  corresponde a la pseudo-inversa de  $M$ .

Para determinar las entradas de la matriz  $A$  en este estudio, se adoptó una estrategia específica. Se capturaron cuatro imágenes estereoscópicas correspondientes a cuatro distintas ubicaciones del efector final. Estas imágenes destacaban un marcador de color verde situado en el centro de la herramienta (ver **Figura 29**). Este marcador se empleó para calcular la posición tridimensional de la herramienta en coordenadas relativas a la cámara utilizando la detección del círculo verde. Paralelamente, se registraron los puntos equivalentes en coordenadas del robot directamente desde el controlador de este. Utilizando estos datos, junto con la Ecuación (24), se lograron determinar las entradas específicas para la matriz  $A$ .



**Figura 29.** Imagen estéreo para obtención de las entradas de la matriz de transformación  $A$ .

En la Ecuación (25) se presentan los resultados obtenidos en la estimación de la matriz  $A$ . Según la disposición entre la cámara-robot, se esperaba que la matriz  $A$  tuviese una

rotación de 180 grados en el eje  $Z$  es decir  $R = \begin{matrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{matrix}$ , lo que puede evidenciarse esencialmente al detallar los datos reportados en la Ecuación (25).

$$A = \begin{bmatrix} -1.0868 & 0.0025 & -0.0145 & 291.6135 \\ 0.0286 & -1.15036 & -0.0662 & 63.5762 \\ -0.3719 & -0.0905 & 1.4809 & -37.8904 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

## 3. Resultados

### 3.1 Detección y segmentación de instancia

Para evaluar la eficacia de la metodología propuesta en este estudio, se ha llevado a cabo una comparativa con el algoritmo de aprendizaje profundo YOLOv8. Con este fin, se recopilaron un total de mil imágenes, distribuidas equitativamente entre 500 imágenes de escenarios interiores y 500 de escenarios exteriores. Estas imágenes fueron divididas siguiendo un esquema de porcentajes de 80% para entrenamiento, 10% validación y 10% de para pruebas. Las métricas utilizadas son *Precision*, *Recall*, *F1 score* [97] y desempeño [98]. Estas métricas están definidas cómo:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (26)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (27)$$

$$F1\ score = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN} \quad (28)$$

$$Desempeño = 1/T \quad (29)$$

Donde:

$TP$  = Detecciones verdaderas positivas.

$FP$  = Detecciones falsas positivas.

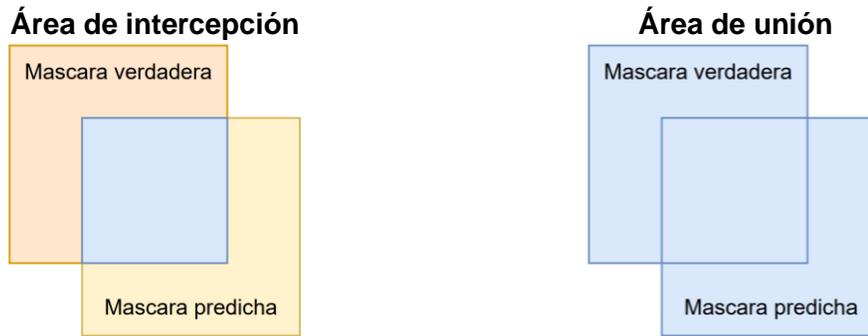
$FN$  = Detecciones falsas negativas.

$T$  = Tiempo de ejecución

Para determinar el número de  $TP$ ,  $FP$  y  $FN$ , para el caso de la segmentación de instancia, se hace uso de la métrica *Intersection over Union IoU*, también conocida como índice de Jaccard, la cual es la relación entre el "área de intersección" y el "área de unión" máscaras de segmentación predichas y máscaras etiquetadas o "verdaderas" conocidas como *ground truth*. Por lo tanto, el significado de *IoU* consiste en la medición cuantitativa de qué

tan bien se alinea al máscara de segmentación predicha con la máscara de segmentación “verdadera” (ver **Figura 30**).

$$IoU = \frac{\text{Área de intercepción}}{\text{Área de unión}}$$



**Figura 30.** Métrica de intercepción sobre la unión.

Un *TP* ocurre cuando la *IoU* entre una predicción y su *ground truth* correspondiente es mayor que el umbral establecido, típicamente  $IoU = 0.5$  [97]. Esto indica que la predicción y el *ground truth* se solapan significativamente, por lo tanto, el objeto ha sido correctamente identificado y localizado por el modelo. Un *FP* se da cuando una predicción no tiene un *ground truth* correspondiente con una *IoU* que supere el umbral. Esto puede suceder si el modelo identifica un objeto que no existe (predicción sin *ground truth* correspondiente) o si la predicción está tan desviada del objeto real que no cumple con el umbral de *IoU* para ser considerada correcta. Finalmente, un *FN* ocurre cuando un objeto real (*ground truth*) no tiene una predicción correspondiente.

En la **Tabla 5** se muestran los resultados las métricas aplicadas la metodología de detección propuesta en contraste con *YOLOv8* de tamaño nano, estableciendo una *IoU* típico de 0.5.

**Tabla 5.** Métricas en la detección de líneas eléctrica de media tensión compacta entre *YOLO* y la metodología propuesta.

Modelo	Conjunto de prueba	PRE	REC	F1_score	Desempeño promedio [1/s]	Desviación estándar [1/s]	Desempeño mínimo [1/s]	Desempeño máximo [1/s]
YOLOv8 – nano	Conjunto de prueba	0.93	0.97	0.98	2.5	0.46	0.48	2.99
Propuesto	Imágenes interiores y exteriores (conjunto de imágenes de prueba YOLO)	0.79	0.87	0.83	5.29	0.34	3.78	5.29
	Solo imágenes exteriores	0.96	0.98	0.97	5.39	0.34	3.80	5.50
	Solo Interiores	0.80	0.95	0.87	5.21	0.34	3.60	5.44

La **Tabla 5** indica que el modelo *YOLO* aventaja al modelo propuesto en *Precisión*, *Recall* y *F1 score* por 14%, 10% y 15%, respectivamente, en la detección combinada de escenarios interiores y exteriores. Sin embargo, en el análisis específico de escenas exteriores —más alineadas con contextos reales de mantenimiento de línea—, el modelo propuesto no solo rebasa a *YOLO* en precisión y *Recall*, sino que también muestra una superioridad notable en desempeño, excediendo el rendimiento de *YOLO* en más del 200%, además, en este mismo escenario, en *F1 score* el modelo propuesto se sitúa ligeramente por debajo de *YOLO*, con una diferencia mínima del 1%, este resultado subraya la robustez del modelo propuesto en condiciones prácticas, evidenciando su potencial para aplicaciones de mantenimiento en exteriores. También es importante resaltar que, aunque *YOLO* supere en un promedio 14% al modelo propuesto en las métricas *Precisión*, *Recall* y *F1 score*, en escenarios mixtos y solo interiores, el modelo propuesto lo compensa superando a *YOLO* en más de un 200% en desempeño, en estos mismos escenarios.

### 3.2 Estimación de la posición 3D de la línea para la planificación de trayectoria

Considerando la complejidad inherente en la medición manual de la posición tridimensional 3D de un objeto de estudio (línea eléctrica) desde el origen de coordenadas del robot, se optó por evaluar el rendimiento de la estimación de posición 3D realizada por la cámara mediante la comparación entre estimaciones de la posición 3D del efector final obtenidas por la cámara estéreo y aquellas adquiridas directamente del controlador del robot. Para llevar a cabo esta evaluación, se seleccionaron 100 puntos distintos en los cuales se determinó la posición 3D del efector final en relación con la cámara, siguiendo la metodología descrita en la **Figura 29** utilizando *SGBM* para el cálculo de disparidad. Posteriormente, estos puntos se reubicaron al origen de coordenadas del robot utilizando los datos de la matriz de transformación especificados en la Ecuación (25). Finalmente, se procedió al cálculo de los errores de estimación, considerando como referencia las mediciones de posición del efector final proporcionadas por el controlador del robot. Los resultados estadísticos de este análisis se presentan en la **Tabla 6**.

**Tabla 6.** Errores de estimación de posición 3D utilizando *SGBM* para el cálculo de disparidad.

	Error en X [cm]	Error en Y [cm]	Error en Z [cm]	Error en distancia [cm]
<b>Media</b>	0,3	0,8	2,8	3,0
<b>Desviación estándar</b>	0,2	0,5	1,9	1,8
<b>Min</b>	0,0032	0,0089	0,1	0,3
<b>25%</b>	0,1	0,5	1,1	1,7
<b>50%</b>	0,3	0,8	2,5	2,7
<b>75%</b>	0,5	1,3	4,2	4,3
<b>Max</b>	0,8	2,0	8,5	8,7

De acuerdo con la información presentada en la **Tabla 6**, la precisión en la estimación de las coordenadas  $X$  y  $Y$  demostró ser notablemente alta, con errores promedio y desviaciones estándar del orden de los milímetros. Esto refleja un nivel de precisión considerable en la determinación de estas coordenadas. En contraste, la estimación para la coordenada  $Z$  reveló un error promedio de 2.8 cm y una desviación estándar de 1.9 cm. Aunque estos valores son relativamente más elevados en comparación con los obtenidos para las coordenadas  $X$  y  $Y$ , aún representan una precisión aceptable, especialmente cuando se considera el tamaño de la herramienta utilizada por el robot. Este contraste subraya la efectividad del sistema en la estimación de posiciones, manteniendo un grado de exactitud satisfactorio incluso en la coordenada  $Z$ , sin embargo, se debe tener en cuenta que según la **Tabla 6** se pueden obtener errores de 8.7 cm de distancia entre la estimación y el valor de la posición del objeto.

A pesar de que los resultados previamente presentados son adecuados para el propósito de este estudio, se exploró una metodología alternativa con el objetivo de mejorar la precisión en la estimación de la posición. Este enfoque se basó en la estimación de la disparidad a través del cálculo del centroide en cada imagen utilizando el algoritmo de detección y segmentación, en contraste con el uso del método *SGBM* previamente aplicado. Los resultados estadísticos derivados de esta técnica se detallan en la **Tabla 7**, donde se destaca una notable mejora en la precisión. Este enfoque alternativo demostró ser significativamente eficaz, logrando un error máximo de solo 3 mm.

**Tabla 7.** Errores de estimación de posición 3D utilizando el cálculo del centroide para cada imagen en la estimación de la disparidad.

	<b>Error en X [cm]</b>	<b>Error en Y [cm]</b>	<b>Error en Z [cm]</b>	<b>Error en distancia [cm]</b>
<b>Media</b>	0,027	0,062	0,133	0,160
<b>Desviación estándar</b>	0,017	0,039	0,075	0,063
<b>Min</b>	0,000	0,001	0,001	0,042
<b>25%</b>	0,013	0,026	0,078	0,113
<b>50%</b>	0,028	0,068	0,119	0,151
<b>75%</b>	0,039	0,086	0,190	0,202
<b>Max</b>	0,065	0,169	0,303	0,317

## 4. Conclusiones y recomendaciones

### 4.1 Conclusiones

En la propuesta metodológica de este estudio se abordaron tres problemas principales: detección y segmentación de la línea, determinación de la ubicación espacial de la línea, y por último, planificación de la trayectoria, sin embargo, en este trabajo hizo énfasis en los dos primeros. Según los resultados obtenidos, la propuesta metodológica para detección y segmentación es comparable con el algoritmo de detección de objetos *YOLOv8 nano* especialmente en condiciones escenas de tipo exterior, las cuales son más cercanas a contextos reales de mantenimiento de línea. También se evidenció que el algoritmo propuesto supera ampliamente en *YOLO* en términos de desempeño (rapidez de procesamiento), lo que indica que demanda menos gasto computacional obteniendo iguales o mejores resultados que *YOLO* en situaciones de buena iluminación. Lo que establece a esta metodología como una alternativa prometedora para aplicaciones de mantenimiento de líneas, sugiriendo un balance entre precisión y velocidad operativa.

Las limitaciones de la metodología propuesta, tal como se implementó en este estudio, se manifiestan en escenarios donde no se consideró la influencia de espaciadores y objetos cercanos a las líneas. Esto significa que la efectividad de la metodología queda circunscrita a contextos libres de tales elementos.

La evaluación en cuanto al rendimiento de la estimación de la posición 3D de la línea eléctrica utilizando mapa de disparidad calculado utilizando el algoritmo *SGBM* genero un error promedio de una distancia 3 cm, lo que es aceptable para las dimensiones del efector final de robot utilizado, sin embargo, se exploró un enfoque diferente al calcular los centroides correspondientes para el caso de una solo objeto, obteniendo una error por medio de solo 2 mm en distancia, sin embargo, se debe ajustar este enfoque al caso en el cual hay múltiples objetos de interés en la imagen, sincronizando los múltiples centroides, como en el caso de la línea eléctrica compacta.

Este trabajo representa una base para futuras investigaciones en la automatización robótica en actividades de mantenimiento de líneas eléctricas de media tensión. Adicionalmente, la metodología para segmentar y localizar con precisión líneas eléctricas permite su uso en robots autónomos dedicados al mantenimiento y la inspección de infraestructuras eléctricas. Esta tecnología podría ser especialmente útil en la automatización de tareas que actualmente requieren intervención humana, reduciendo el

riesgo para los trabajadores y aumentando la eficiencia y seguridad de las operaciones de mantenimiento.

## 4.2 Trabajos futuros

Para una aplicación más amplia y precisa, futuras investigaciones deberían incluir la influencia de espaciadores y objetos cercanos a las líneas, ampliando así la robustez y aplicabilidad de la metodología en entornos más complejos y variados.

Aunque el algoritmo *SGBM* para estimar mapas de disparidad densos ha demostrado cierta eficacia, su precisión puede no ser óptima para todas las aplicaciones. Se identifica como una dirección futura la exploración de métodos más precisos, como el algoritmo *Graph Cut*, para mejorar la estimación de la posición espacial. Sin embargo, es crucial considerar el aumento en el costo computacional asociado con estos algoritmos avanzados. Por tanto, se recomienda encontrar un equilibrio adecuado entre la precisión deseada y la eficiencia en el procesamiento, optimizando así tanto la exactitud como la velocidad de ejecución.

Se espera ajustar el enfoque del cálculo de los centroides para la estimación de la posición 3D en el caso de la línea eléctrica compacta, sincronizando los múltiples centroides presentes en el par de imágenes estéreo de la línea eléctrica compacta.

## A. Anexo: Método de los momentos para cálculo del centroide en una imagen

La técnica utilizada para la estimación de posición de este trabajo es basada en el cálculo del centroide del objeto presente en la imagen, por medio del cálculo de momentos. En el caso de la imagen binarizada este objeto es representado por los píxeles en 255.

Para una función continua de dos dimensiones  $f(x, y)$ , el momento de orden  $(p + q)$  se define como:

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p * y^q * f(x, y) dx dy \quad (30)$$

Para  $p, q = 1, 2, 3 \dots$

En el dominio discreto, en el caso de la imagen, interpretando la función  $f(x, y)$  como las intensidades de los píxeles  $I(x, y)$ , los momentos se pueden calcular como:

$$M_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j I(x, y) \quad (31)$$

Las propiedades básicas que derivan de los momentos espaciales de orden 0 y 1 utilizados para la estimación de la posición de un objeto en la imagen utilizadas en este trabajo son:

1.  $M_{00}$  corresponde al área de una imagen binaria.
2. El centroide de un objeto corresponde a  $\{\bar{x}, \bar{y}\} = \left\{ \frac{M_{10}}{M_{00}}, \frac{M_{01}}{M_{00}} \right\}$ . Donde  $\bar{x}$  es la posición horizontal respecto a la esquina superior izquierda en una imagen, y  $\bar{y}$  la posición vertical respecto a la esquina superior izquierda en una imagen.

## Bibliografía

- [1] J. Bedi and D. Toshniwal, "Deep learning framework to forecast electricity demand," *Appl Energy*, vol. 238, pp. 1312–1326, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.01.113.
- [2] V. Padmanathan, L. Joseph, B. Omar, and R. Nawawi, "Prevalence of musculoskeletal disorders and related occupational causative factors among electricity linemen: A narrative review," *Int J Occup Med Environ Health*, vol. 29, no. 5, pp. 725–734, Jul. 2016, doi: 10.13075/ijomeh.1896.00659.
- [3] A. Marroquin, A. Rehman, and A. Madani, "High-Voltage Arc Flash Assessment and Applications," *IEEE Trans Ind Appl*, vol. 56, no. 3, pp. 2205–2215, May 2020, doi: 10.1109/TIA.2020.2980467.
- [4] B. Brenner, J. C. Cawley, and D. Majano, "Electrically Hazardous Jobs in the U.S.," *IEEE Trans Ind Appl*, vol. 56, no. 3, pp. 2190–2195, May 2020, doi: 10.1109/TIA.2020.2980221.
- [5] B. Brenner and J. C. Cawley, "Occupations most at-risk in fatal overhead power line incidents: Using osha data to get a better understanding," in *2015 IEEE IAS Electrical Safety Workshop*, IEEE, Jan. 2015, pp. 1–6. doi: 10.1109/ESW.2015.7094939.
- [6] S. Pooladvand and S. Hasanzadeh, "Neurophysiological evaluation of workers' decision dynamics under time pressure and increased mental demand," *Autom Constr*, vol. 141, p. 104437, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.autcon.2022.104437.
- [7] G. Gocsei, B. Nemeth, D. Szabo, and V. Faradzhev, "Induced Voltage: A Major Risk Not Only During Live Working," in *2022 13th International Conference on Live Maintenance (ICOLIM)*, IEEE, Jun. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICOLIM56184.2022.9840538.
- [8] K. Suresh and S. Paranthaman, "Transferred Potential—A Hidden Killer of Many Linemen," *IEEE Trans Ind Appl*, vol. 51, no. 3, pp. 2691–2699, May 2015, doi: 10.1109/TIA.2014.2375386.
- [9] O. Menendez, F. A. Auat Cheein, M. Perez, and S. Kouro, "Robotics in Power Systems: Enabling a More Reliable and Safe Grid," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 11, no. 2, pp. 22–34, Jun. 2017, doi: 10.1109/MIE.2017.2686458.

- [10] D. Zhang, J. Cao, G. Dobie, and C. MacLeod, "A Framework of Using Customized LIDAR to Localize Robot for Nuclear Reactor Inspections," *IEEE Sens J*, vol. 22, no. 6, pp. 5352–5359, Mar. 2022, doi: 10.1109/JSEN.2021.3083478.
- [11] T. Wang, Y. Zhao, L. Zhu, G. Liu, Z. Ma, and J. Zheng, "Research on control system of working robot in nuclear environment based on Neural Network PID," in *2020 Chinese Automation Congress (CAC)*, IEEE, Nov. 2020, pp. 4828–4831. doi: 10.1109/CAC51589.2020.9327197.
- [12] S. Jimenez, D. Bookless, R. Nath, W. J. Leong, J. Kotaniemi, and P. Tikka, "Automated maintenance feasibility testing on the EU DEMO Automated Inspection and Maintenance Test Unit (AIM-TU)," *Fusion Engineering and Design*, vol. 170, p. 112517, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.fusengdes.2021.112517.
- [13] J. Franko, S. Du, S. Kallweit, E. Duelberg, and H. Engemann, "Design of a Multi-Robot System for Wind Turbine Maintenance," *Energies (Basel)*, vol. 13, no. 10, p. 2552, May 2020, doi: 10.3390/en13102552.
- [14] F. Han, J. Yao, H. Zhu, and C. Wang, "Underwater Image Processing and Object Detection Based on Deep CNN Method," *J Sens*, vol. 2020, pp. 1–20, May 2020, doi: 10.1155/2020/6707328.
- [15] E. K. Chiou *et al.*, "Towards Human–Robot Teaming: Tradeoffs of Explanation-Based Communication Strategies in a Virtual Search and Rescue Task," *Int J Soc Robot*, vol. 14, no. 5, pp. 1117–1136, Jul. 2022, doi: 10.1007/s12369-021-00834-1.
- [16] S. Montambault and N. Pouliot, "Hydro-Québec's Power Line Robotics Program: 15 years of development, implementation and partnerships," in *Proceedings of the 2014 3rd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry*, IEEE, Oct. 2014, pp. 1–6. doi: 10.1109/CARPI.2014.7030065.
- [17] R. Aracil, M. Ferre, M. Hernando, E. Pinto, and J. M. Sebastian, "Telerobotic system for live-power line maintenance: ROBTET," *Control Eng Pract*, vol. 10, no. 11, pp. 1271–1281, Nov. 2002, doi: 10.1016/S0967-0661(02)00182-X.
- [18] C. Friedrich, A. Csiszar, A. Lechler, and A. Verl, "Efficient Task and Path Planning for Maintenance Automation Using a Robot System," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 15, no. 3, pp. 1205–1215, Jul. 2018, doi: 10.1109/TASE.2017.2759814.
- [19] M. S. Alvarez-Alvarado *et al.*, "Power System Reliability and Maintenance Evolution: A Critical Review and Future Perspectives," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 51922–51950, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3172697.
- [20] M. H. Sayour, S. E. Kozhaya, and S. S. Saab, "Autonomous Robotic Manipulation: Real-Time, Deep-Learning Approach for Grasping of Unknown Objects," *Journal of Robotics*, vol. 2022, pp. 1–14, Jun. 2022, doi: 10.1155/2022/2585656.

- 
- [21] F. García-Luna and A. Morales-Díaz, "Towards an artificial vision-robotic system for tomato identification," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 16, pp. 365–370, 2016, doi: 10.1016/j.ifacol.2016.10.067.
- [22] J. A. Bagnell *et al.*, "An integrated system for autonomous robotics manipulation," in *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, Oct. 2012, pp. 2955–2962. doi: 10.1109/IROS.2012.6385888.
- [23] A. Billard and D. Kragic, "Trends and challenges in robot manipulation," *Science (1979)*, vol. 364, no. 6446, p. eaat8414, 2019, doi: 10.1126/science.aat8414.
- [24] F. Sun, C. Liu, W. Huang, and J. Zhang, "Object Classification and Grasp Planning Using Visual and Tactile Sensing," *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst*, vol. 46, no. 7, pp. 969–979, Jul. 2016, doi: 10.1109/TSMC.2016.2524059.
- [25] Z. Zhou, L. Li, A. Fürsterling, H. J. Durocher, J. Mouridsen, and X. Zhang, "Learning-based object detection and localization for a mobile robot manipulator in SME production," *Robot Comput Integr Manuf*, vol. 73, p. 102229, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.rcim.2021.102229.
- [26] Q. Bai, S. Li, J. Yang, Q. Song, Z. Li, and X. Zhang, "Object Detection Recognition and Robot Grasping Based on Machine Learning: A Survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 181855–181879, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3028740.
- [27] M. Mainampati and B. Chandrasekaran, "Evolution of Machine Learning Algorithms on Autonomous Robots," in *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, IEEE, Jan. 2020, pp. 0737–0741. doi: 10.1109/CCWC47524.2020.9031137.
- [28] Q. M. Marwan, S. C. Chua, and L. C. Kwek, "Comprehensive Review on Reaching and Grasping of Objects in Robotics," *Robotica*, vol. 39, no. 10, pp. 1849–1882, Oct. 2021, doi: 10.1017/S0263574721000023.
- [29] P. Ramon Soria, B. Arrue, and A. Ollero, "Detection, Location and Grasping Objects Using a Stereo Sensor on UAV in Outdoor Environments," *Sensors*, vol. 17, no. 12, p. 103, Jan. 2017, doi: 10.3390/s17010103.
- [30] H. Karaoguz and P. Jensfelt, "Object Detection Approach for Robot Grasp Detection," in *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, May 2019, pp. 4953–4959. doi: 10.1109/ICRA.2019.8793751.
- [31] R. P. Khurshid, N. T. Fitter, E. A. Fedalei, and K. J. Kuchenbecker, "Effects of Grip-Force, Contact, and Acceleration Feedback on a Teleoperated Pick-and-Place Task," *IEEE Trans Haptics*, vol. 10, no. 1, pp. 40–53, Jan. 2017, doi: 10.1109/TOH.2016.2573301.

- [32] J. A. Haustein, K. Hang, J. Stork, and D. Kragic, "Object Placement Planning and optimization for Robot Manipulators," in *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, Nov. 2019, pp. 7417–7424. doi: 10.1109/IROS40897.2019.8967732.
- [33] S. Noh, C. Park, and J. Park, "Position-Based Visual Servoing of Multiple Robotic Manipulators: Verification in Gazebo Simulator," in *2020 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, IEEE, Oct. 2020, pp. 843–846. doi: 10.1109/ICTC49870.2020.9289554.
- [34] A. Taherian, A. H. Mazinan, and M. Aliyari-Shoorehdeli, "Image-based visual servoing improvement through utilization of adaptive control gain and pseudo-inverse of the weighted mean of the Jacobians," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 83, p. 106580, May 2020, doi: 10.1016/j.compeleceng.2020.106580.
- [35] D. Xu, J. Lu, P. Wang, Z. Zhang, D. Zhang, and Z. Liang, "A new image-based visual servoing method with rotational compensation," in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, IEEE, Dec. 2016, pp. 1099–1104. doi: 10.1109/ROBIO.2016.7866472.
- [36] F. Chaumette, S. Hutchinson, and P. Corke, "Visual Servoing," 2016, pp. 841–866. doi: 10.1007/978-3-319-32552-1\_34.
- [37] F. Janabi-Sharifi, L. Deng, and W. J. Wilson, "Comparison of Basic Visual Servoing Methods," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 16, no. 5, pp. 967–983, Oct. 2011, doi: 10.1109/TMECH.2010.2063710.
- [38] G. Palmieri, M. Palpacelli, M. Battistelli, and M. Callegari, "A Comparison between Position-Based and Image-Based Dynamic Visual Servoings in the Control of a Translating Parallel Manipulator," *Journal of Robotics*, vol. 2012, pp. 1–11, 2012, doi: 10.1155/2012/103954.
- [39] S. Hutchinson, G. D. Hager, and P. I. Corke, "A tutorial on visual servo control," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 5, pp. 651–670, 1996, doi: 10.1109/70.538972.
- [40] T. Mao *et al.*, "Development of Power Transmission Line Defects Diagnosis System for UAV Inspection based on Binocular Depth Imaging Technology," in *2019 2nd International Conference on Electrical Materials and Power Equipment (ICEMPE)*, IEEE, Apr. 2019, pp. 478–481. doi: 10.1109/ICEMPE.2019.8727361.
- [41] V. Lippiello, B. Siciliano, and L. Villani, "Eye-in-Hand/Eye-to-Hand Multi-Camera Visual Servoing," in *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*, IEEE, pp. 5354–5359. doi: 10.1109/CDC.2005.1583013.

- 
- [42] S. Beeran Kutty, S. Saaidin, P. N. A. Megat Yunus, and S. Abu Hassan, "Evaluation of canny and sobel operator for logo edge detection," in *2014 International Symposium on Technology Management and Emerging Technologies*, IEEE, May 2014, pp. 153–156. doi: 10.1109/ISTMET.2014.6936497.
- [43] J. Weng, P. Cohen, and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 14, no. 10, pp. 965–980, 1992, doi: 10.1109/34.159901.
- [44] Z. Zou, K. Chen, Z. Shi, Y. Guo, and J. Ye, "Object Detection in 20 Years: A Survey," *Proceedings of the IEEE*, vol. 111, no. 3, pp. 257–276, Mar. 2023, doi: 10.1109/JPROC.2023.3238524.
- [45] R. Padilla, S. L. Netto, and E. A. B. da Silva, "A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms," in *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, IEEE, Jul. 2020, pp. 237–242. doi: 10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130.
- [46] P. Machado, A. Oikonomou, J. F. Ferreira, and T. M. McGinnity, "HSMD: An Object Motion Detection Algorithm Using a Hybrid Spiking Neural Network Architecture," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 125258–125268, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3111005.
- [47] P. Sharma and D. Valles, "Deep Convolutional Neural Network Design Approach for 3D Object Detection for Robotic Grasping," in *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, IEEE, Jan. 2020, pp. 0311–0316. doi: 10.1109/CCWC47524.2020.9031186.
- [48] P. Li, C. Zhang, J. Peng, Y. Ding, and J. Zhan, "Effect of Baseline Distance and Corner Consistency on Binocular Visual Locating," in *2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, IEEE, Dec. 2020, pp. 1471–1475. doi: 10.1109/ICCC51575.2020.9345063.
- [49] Y. Jiao and P.-H. Ho, "Design of Binocular Stereo Vision System Via CNN-based Stereo Matching Algorithm," in *2021 International Conference on Networking and Network Applications (NaNA)*, IEEE, Oct. 2021, pp. 426–431. doi: 10.1109/NaNA53684.2021.00080.
- [50] R. A. Hamzah and H. Ibrahim, "Literature Survey on Stereo Vision Disparity Map Algorithms," *J Sens*, vol. 2016, pp. 1–23, 2016, doi: 10.1155/2016/8742920.
- [51] D. Scharstein and R. Szeliski, "High-accuracy stereo depth maps using structured light," in *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings.*, IEEE Comput. Soc, pp. 1-195-1–202. doi: 10.1109/CVPR.2003.1211354.

- [52] B. Hazel, J. Côté, Y. Laroche, and P. Mongenot, "A portable, multiprocess, track-based robot for in situ work on hydropower equipment," *J Field Robot*, vol. 29, no. 1, pp. 69–101, Jan. 2012, doi: 10.1002/rob.20425.
- [53] A. B. Alhassan, X. Zhang, H. Shen, G. Jian, H. Xu, and K. Hamza, "Investigation of Aerodynamic Stability of a Lightweight Dual-Arm Power Transmission Line Inspection Robot under the Influence of Wind," *Math Probl Eng*, vol. 2019, pp. 1–16, Nov. 2019, doi: 10.1155/2019/2139462.
- [54] N. Pouliot, P.-L. Richard, and S. Montambault, "LineScout Technology Opens the Way to Robotic Inspection and Maintenance of High-Voltage Power Lines," *IEEE Power and Energy Technology Systems Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, Mar. 2015, doi: 10.1109/JPETS.2015.2395388.
- [55] N. Pouliot and S. Montambault, "Sensors for the non-destructive evaluation of ACSR, deployed with live-line robotics," in *2017 12th International Conference on Live Maintenance (ICOLIM)*, IEEE, Apr. 2017, pp. 1–1. doi: 10.1109/ICOLIM.2017.7964162.
- [56] S. Montambault and N. Pouliot, "The HQ LineROVer: contributing to innovation in transmission line maintenance," in *2003 IEEE 10th International Conference on Transmission and Distribution Construction, Operation and Live-Line Maintenance, 2003. 2003 IEEE ESMO.*, IEEE, pp. 33–40. doi: 10.1109/TDCLLM.2003.1196466.
- [57] J. Zhao, R. Guo, L. Cao, and F. Zhang, "Improvement of LineROVer: A mobile robot for de-icing of transmission lines," in *2010 1st International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI 2010)*, IEEE, Oct. 2010, pp. 1–4. doi: 10.1109/CARPI.2010.5624458.
- [58] F. Zhang *et al.*, "Extended applications of LineROVer Technology," in *2013 10th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)*, IEEE, Jun. 2013, pp. 1415–1418. doi: 10.1109/ICCA.2013.6564877.
- [59] S. Montambault and N. Pouliot, "LineScout Technology: Development of an Inspection Robot Capable of Clearing Obstacles While Operating on a Live Line," in *ESMO 2006 - 2006 IEEE 11th International Conference on Transmission & Distribution Construction, Operation and Live-Line Maintenance*, IEEE, 2006. doi: 10.1109/TDCLLM.2006.340744.
- [60] P.-L. Richard *et al.*, "LineRanger: Analysis and Field Testing of an Innovative Robot for Efficient Assessment of Bundled High-Voltage Powerlines," in *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, May 2019, pp. 9130–9136. doi: 10.1109/ICRA.2019.8794397.
- [61] W. Chang, G. Yang, J. Yu, Z. Liang, L. Cheng, and C. Zhou, "Development of a power line inspection robot with hybrid operation modes," in *2017 IEEE/RSJ*

- International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, Sep. 2017, pp. 973–978. doi: 10.1109/IROS.2017.8202263.
- [62] F. Miralles *et al.*, “LineDrone Technology: Landing an Unmanned Aerial Vehicle on a Power Line,” in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, May 2018, pp. 6545–6552. doi: 10.1109/ICRA.2018.8461250.
- [63] P. Debenest *et al.*, “Expliner - Robot for inspection of transmission lines,” in *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, May 2008, pp. 3978–3984. doi: 10.1109/ROBOT.2008.4543822.
- [64] P. Debenest and M. Guarnieri, “Expliner - From prototype towards a practical robot for inspection of high-voltage lines,” in *2010 1st International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI 2010)*, IEEE, Oct. 2010, pp. 1–6. doi: 10.1109/CARPI.2010.5624434.
- [65] C. M. Shruthi, A. P. Sudheer, and M. L. Joy, “Dual arm electrical transmission line robot: motion through straight and jumper cable,” *Automatika*, vol. 60, no. 2, pp. 207–226, Apr. 2019, doi: 10.1080/00051144.2019.1609256.
- [66] R. Miller, F. Abbasi, and J. Mohammadpour, “Power line robotic device for overhead line inspection and maintenance,” *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 44, no. 1, pp. 75–84, Jan. 2017, doi: 10.1108/IR-06-2016-0165.
- [67] G. Zhou, J. Yuan, I.-L. Yen, and F. Bastani, “Robust real-time UAV based power line detection and tracking,” in *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, Sep. 2016, pp. 744–748. doi: 10.1109/ICIP.2016.7532456.
- [68] J. Zhang, L. Liu, B. Wang, X. Chen, Q. Wang, and T. Zheng, “High Speed Automatic Power Line Detection and Tracking for a UAV-Based Inspection,” in *2012 International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering*, IEEE, Aug. 2012, pp. 266–269. doi: 10.1109/ICICEE.2012.77.
- [69] F. Shuang, X. Chen, Y. Li, Y. Wang, N. Miao, and Z. Zhou, “PLE: Power Line Extraction Algorithm for UAV-Based Power Inspection,” *IEEE Sens J*, vol. 22, no. 20, pp. 19941–19952, Oct. 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3202033.
- [70] W. Wenfeng, Z. Shuhua, F. Yihao, and D. Weili, “Parallel edges detection from remote sensing image using local orientation coding,” *Acta Optica Sinica*, vol. 32, no. 3, p. 315001, 2012.
- [71] C. Yu, B. Qu, Y. Zhu, Y. Ji, H. Zhao, and Z. Xing, “Design of the Transmission Line Inspection System Based on UAV,” in *2020 10th International Conference on Power and Energy Systems (ICPES)*, IEEE, Dec. 2020, pp. 543–548. doi: 10.1109/ICPES51309.2020.9349675.

- [72] X. Hui, J. Bian, Y. Yu, X. Zhao, and M. Tan, "A novel autonomous navigation approach for UAV power line inspection," in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, IEEE, Dec. 2017, pp. 634–639. doi: 10.1109/ROBIO.2017.8324488.
- [73] S. Fang, C. Haiyang, L. Sheng, and W. Xiaoyu, "A Framework of Power Pylon Detection for UAV-based Power Line Inspection," in *2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, IEEE, Jun. 2020, pp. 350–357. doi: 10.1109/ITOEC49072.2020.9141693.
- [74] "IEEE Guide for Unmanned Aerial Vehicle-Based Patrol Inspection System for Transmission Lines," *IEEE Std 2821-2020*, pp. 1–49, 2020, doi: 10.1109/IEEESTD.2020.9271964.
- [75] W. Jiang, G. Zuo, D. H. Zou, H. Li, J. J. Yan, and G. C. Ye, "Autonomous Behavior Intelligence Control of Self-Evolution Mobile Robot for High-Voltage Transmission Line in Complex Smart Grid," *Complexity*, vol. 2020, pp. 1–17, Nov. 2020, doi: 10.1155/2020/8843178.
- [76] W. Zou, X. Shu, Q. Tang, and S. Lu, "A Survey of the Application of Robots in Power System Operation and Maintenance Management," in *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, IEEE, Nov. 2019, pp. 4614–4619. doi: 10.1109/CAC48633.2019.8996362.
- [77] M. Chen, Y. Cao, Y. Tian, E. Li, Z. Liang, and M. Tan, "A Passive Compliance Obstacle-Crossing Robot for Power Line Inspection and Maintenance," *IEEE Robot Autom Lett*, vol. 8, no. 5, pp. 2772–2779, May 2023, doi: 10.1109/LRA.2023.3261704.
- [78] Y. Xia, X. Jiang, Z. Zhang, J. Hu, and C. Sun, "Detecting broken strands in transmission line - Part 1: Design of a smart eddy current transducer carried by inspection robot," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 23, no. 8, pp. 1409–1422, Nov. 2013, doi: 10.1002/etep.1669.
- [79] Y. Song, H. Wang, Y. Jiang, and L. Ling, "AApe-D: A novel power transmission line maintenance robot for broken strand repair," in *2012 2nd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI)*, IEEE, Sep. 2012, pp. 108–113. doi: 10.1109/CARPI.2012.6473359.
- [80] C. Yu, A. Chen, C. Tang, G. Yu, Y. Fang, and T. Liu, "Design of a Robot for Live-line Repairing of Transmission Line," in *2022 7th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE)*, IEEE, Apr. 2022, pp. 1446–1450. doi: 10.1109/ACPEE53904.2022.9783773.
- [81] R. Hu *et al.*, "Power Transmission Line Broken Strand Repair Robot and Visual Control Method," *J Phys Conf Ser*, vol. 2333, no. 1, p. 012019, Aug. 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2333/1/012019.

- 
- [82] R. Miller, F. Abbasi, and J. Mohammadpour, "Power line robotic device for overhead line inspection and maintenance," *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 44, no. 1, pp. 75–84, Jan. 2017, doi: 10.1108/IR-06-2016-0165.
- [83] Y. Cao, H. Wang, Y. Chang, and L. Zhang, "An entanglement-clearing robot for power transmission line with composite clearing tool," in *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, IEEE, Jun. 2015, pp. 591–596. doi: 10.1109/CYBER.2015.7288007.
- [84] L. Li *et al.*, "Autonomous Removing Foreign Objects for Power Transmission Line by Using a Vision-Guided Unmanned Aerial Manipulator," *J Intell Robot Syst*, vol. 103, no. 2, p. 23, Oct. 2021, doi: 10.1007/s10846-021-01482-3.
- [85] R. S. Goncalves, F. C. Souza, R. Z. Homma, D. E. T. Sudbrack, P. V. Trautmann, and B. C. Clasen, "Mobile Robot for Debris Removal from High Voltage Power Lines," in *2022 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2022 Brazilian Symposium on Robotics (SBR), and 2022 Workshop on Robotics in Education (WRE)*, IEEE, Oct. 2022, pp. 1–5. doi: 10.1109/LARS/SBR/WRE56824.2022.9995816.
- [86] Zhiyong Cheng, Juan Jia, Liang Zhong, Rui Guo, Chunlei Han, and Richeng Zhu, "Development of insulator cleaning robot," in *2016 4th International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI)*, IEEE, Oct. 2016, pp. 1–3. doi: 10.1109/CARPI.2016.7745641.
- [87] J. Guo, Y. Zhang, and X. Chen, "The utility model relates to a cleaning mechanical arm applicable to a high voltage insulator cleaning robot," in *2020 5th International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE)*, IEEE, Dec. 2020, pp. 248–251. doi: 10.1109/ICMCCE51767.2020.00062.
- [88] S. Tang, P. Zhou, X. Wang, Y. Yu, and H. Li, "Design and Experiment of Dry-Ice Cleaning Mechanical Arm for Insulators in Substation," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 7, p. 2461, Apr. 2020, doi: 10.3390/app10072461.
- [89] R. Lopez Lopez, M. J. Batista Sanchez, M. Perez Jimenez, B. C. Arrue, and A. Ollero, "Autonomous UAV System for Cleaning Insulators in Power Line Inspection and Maintenance," *Sensors*, vol. 21, no. 24, p. 8488, Dec. 2021, doi: 10.3390/s21248488.
- [90] Z. Sun, D. Tang, K. Kang, Z. Huang, and D. Chen, "Design and Application of Remote Control System in Finder, a Vibration damper Recover Robot on Power Line," in *2017 IEEE 7th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, IEEE, Jul. 2017, pp. 977–982. doi: 10.1109/CYBER.2017.8446344.

- [91] Y. Zhong, Z. Fu, M. Su, Y. Guan, H. Zhu, and L. Zhong, "Development of A Robot System Performing Maintenance Tasks on High-Voltage Power Transmission Lines," in *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, IEEE, Dec. 2019, pp. 1344–1349. doi: 10.1109/ROBIO49542.2019.8961863.
- [92] J. Feng and W. Zhang, "Autonomous Live-Line Maintenance Robot for a 10 kV Overhead Line," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 61819–61831, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3074677.
- [93] Y. Chi, Q. Weinan, Z. Kai, L. Xinglie, Y. Guangkai, and Z. Qiang, "The Design and Performance Test Method of Live Working Anti-vibration Hammer Robot," in *2022 2nd International Conference on Computer, Control and Robotics (ICCCR)*, IEEE, Mar. 2022, pp. 70–74. doi: 10.1109/ICCCR54399.2022.9790182.
- [94] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 22, no. 11, pp. 1330–1334, 2000, doi: 10.1109/34.888718.
- [95] J. Heikkila and O. Silven, "A four-step camera calibration procedure with implicit image correction," in *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE Comput. Soc, pp. 1106–1112. doi: 10.1109/CVPR.1997.609468.
- [96] J. Tremblay, T. To, B. Sundaralingam, Y. Xiang, D. Fox, and S. Birchfield, "Deep Object Pose Estimation for Semantic Robotic Grasping of Household Objects," *ArXiv*, vol. abs/1809.10790, 2018, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:52893770>
- [97] G. Jocher and A. Vina, "Ultralytics YOLOv8 Docs-Performance Metrics Deep Dive," Ultralytics YOLOv8 Docs. Accessed: Feb. 19, 2024. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/guides/yolo-performance-metrics/#class-wise-metrics>
- [98] D. A. Patterson and J. L. Hennessy, *Computer Organization and Design*: Elsevier, 2016. doi: 10.1016/C2013-0-08305-3.