

Instalación de cámara de profundidad y modificación de sistema portable de procesamiento estadístico para la detección de objetos cercanos y su ubicación en tiempo real

Installation of a depth camera and modification of a portable statistical processing system for the detection of nearby objects and their real-time localization

Marco Antonio Castillo Quintanilla¹, Angela Beatriz Canel Hernández², Enrique Flores Cárdenas¹, José Luis Contreras Hernández¹

¹ División de Ingenierías (DICIS), Universidad de Guanajuato.

² Universidad de San Carlos de Guatemala (USAC).

ma.castilloquintanilla@ugto.mx, 3032295860108@ingenieria.usac.edu.gt, enrique.flores@ugto.mx, jose.contreras@ugto.mx

Resumen

Este artículo presenta la adaptación de una cámara de profundidad a un sistema portátil basado en Raspberry Pi para la detección de objetos cercanos y su ubicación en tiempo real, mediante procesamiento estadístico de imágenes de profundidad. El objetivo fue modificar, tanto el hardware, como el software del sistema para permitir la captura directa, segmentación espacial, cálculo de promedios y umbralización de imágenes en tiempo real. Se comparan lecturas directas del sensor con estimaciones umbralizadas bajo diferentes condiciones de iluminación y entornos espaciales. Los resultados muestran alta coincidencia en espacios interiores controlados, mientras que, en entornos adversos como contraluz o luz artificial intensa, el algoritmo umbralizado compensa las fallas del sensor, aunque introduce desviaciones en la estimación. Se concluyó que el sistema es funcional en entornos controlados, pero su precisión depende de la iluminación, el volumen del objeto y la estabilidad del entorno, por lo que se recomienda implementar filtros adaptativos a entornos variables.

Palabras clave: detección en tiempo real, cámara de profundidad, umbralización, procesamiento estadístico, Raspberry Pi.

Introducción

La detección y localización en tiempo real de objetos cercanos representa un desafío técnico en entornos donde la iluminación, la geometría del espacio y las propiedades del objeto varían significativamente. Diversos estudios han demostrado que los sistemas basados en sensores de profundidad se ven afectados por condiciones ópticas adversas, como saturación infrarroja, superficies reflectantes o geometrías complejas (Zhang *et al.*, 2020; Lee & Kim, 2021). A partir de estas limitaciones, se propone una solución combinada mediante la instalación de una cámara de profundidad y la adaptación de un sistema portable de procesamiento estadístico que integre segmentación matricial, estimación umbralizada y codificación visual.

Diversos trabajos han explorado el uso de sensores de profundidad para detectar objetos en aplicaciones como robótica, manipulación industrial, inspección estructural y navegación automatizada. Por ejemplo, Horcajo de la Cruz (2021) utilizó imágenes RGB-D capturadas por cámaras Intel RealSense para diseñar un sistema de agarre robótico con detección de piezas automotrices. En otro estudio, Aragón Mayo (2024) empleó visión estéreo con cámaras USB para estimar profundidad mediante disparidad y realizar localización en tiempo real de objetos específicos. Además, sensores como la Orbbec Astra han sido integrados en sistemas ROS, demostrando capacidad para generar nubes de puntos, mapas de distancia y segmentación activa en plataformas portables. En todos estos casos, la estimación de profundidad se obtiene por triangulación geométrica basada en patrones infrarrojos (luz estructurada), disparidad estéreo o algoritmos de inferencia monocular mediante redes neuronales.

A partir de estos antecedentes, se propone en este trabajo una solución combinada que emplea una cámara de profundidad y un sistema embebido de procesamiento estadístico. El sistema integra segmentación matricial, estimación umbralizada y codificación visual por cuadrante, buscando compensar las limitaciones de los métodos tradicionales mediante redundancia operativa y tolerancia adaptativa. El objetivo es evaluar su confiabilidad en distintas condiciones espaciales y lumínicas, comparando la lectura directa del sensor con los valores compensados, y analizando el comportamiento del sistema en términos de activación espacial, precisión morfológica y estabilidad funcional.

Este enfoque busca contribuir al diseño de sistemas robustos para tareas de navegación, inspección visual o respuesta autónoma en entornos complejos, donde la detección precisa y adaptativa de objetos representa una exigencia crítica para la seguridad y eficiencia operativa.

Marco Teórico

El sistema desarrollado integra una cámara de profundidad Orbbec Astra S (modelo original) conectada a una Raspberry Pi 3 Modelo B+, ambas alimentadas por una fuente portátil de 5V y 3A (power bank), valor mínimo requerido para garantizar su operación, como se puede observar en la Fig. 1.

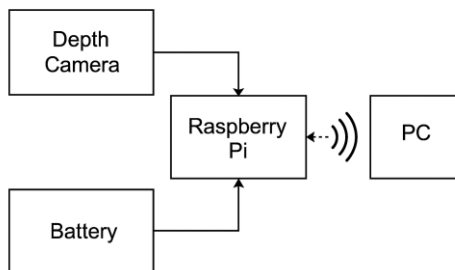


Figura 1. Diagrama de bloques del sistema de detección con cámara de profundidad y transmisión inalámbrica.

La cámara transmite datos a través de un puerto USB, mientras que la visualización en tiempo real se realiza desde una computadora externa mediante acceso remoto al sistema operativo de la Raspberry Pi. El procesamiento se implementa en Python con librerías OpenCV, NumPy y OpenNI2 donde se realiza la segmentación de la imagen de profundidad en una matriz 3×3 de cuadrantes.

Cada cuadrante calcula el promedio de distancia en metros y lo compara con un umbral predefinido. Para fines del estudio, la profundidad se invierte para facilitar la comparación con umbrales en un rango operativo de lectura entre 0.40 m y 5.00 m, categorizando visualmente la proximidad del objeto: rojo (0.40 m–1 m) para objetos muy cercanos, verde (1 m–2 m) para objetos cercanos y sin color (2 m–5 m) para objetos en rango. Lecturas superiores a 5 m no son visualizadas, aunque el sensor las detecta. Se emplea una memoria temporal de 30 cuadros para suavizar las estimaciones, evitando falsos positivos por ruido en la señal. La placa opera de manera autónoma gracias a la fuente de alimentación portátil. Finalmente, se establece una conexión inalámbrica (Wi-Fi) con una laptop que permite visualizar, analizar y representar gráficamente los datos procesados, habilitando supervisión externa sin cableado físico.

Software del sistema

El funcionamiento del sistema de detección se basa en una estructura de software modular que permite captar, procesar y visualizar datos en tiempo real desde la cámara de profundidad como se observa en la Fig. 2.

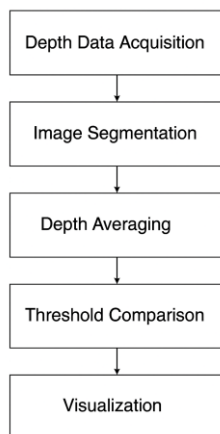


Figura 2. Diagrama de bloques del software de detección y procesamiento en la Raspberry Pi.

El software del sistema inicia con la carga de librerías específicas para adquisición de imágenes, manipulación de matrices y procesamiento visual. Se configura la cámara de profundidad mediante OpenNI2 y se activan los flujos de color y profundidad que se ajustan a una resolución estándar. La imagen de profundidad es invertida para mejorar la identificación de objetos cercanos, y luego segmentada en nueve cuadrantes independientes. Cada subregión calcula un promedio de distancia, el cual se estabiliza mediante un búfer de 30 cuadros para reducir variabilidad y ruido.

Estos valores promedio se comparan contra dos umbrales predefinidos, permitiendo determinar si hay objetos cercanos o muy cercanos en cada sección del campo visual. Cuando se detecta proximidad, el sistema dibuja rectángulos codificados por color (verde o rojo) y superpone textos con las mediciones calculadas por sensor y por umbral. Todo esto se representa en una ventana gráfica en tiempo real, facilitando la interpretación espacial. Gracias a la conexión inalámbrica, los resultados pueden visualizarse desde una computadora externa sin necesidad de cableado físico, lo que permite supervisión remota y portabilidad operativa.

Para ilustrar la aplicación del sistema en un entorno interior con objetos, se presenta la imagen de la Fig. 3 de detección en tiempo real.



Figura 3. Medición de proximidad en tiempo real y ubicación relativa de objetos en un salón de clases de DICI.

La imagen muestra el análisis espacial de una escena con múltiples objetos (sillas o escritorios), donde se visualizan las lecturas de distancia obtenidas por la cámara y las estimaciones compensatorias umbralizadas. Los valores se indican directamente sobre cada cuadrante, resaltando los casos donde el sensor presenta pérdida de señal y el algoritmo de umbral conserva la funcionalidad operativa. Esta escena evidencia la capacidad del sistema para identificar la posición de objetos cercanos en tiempo real, incluso bajo condiciones ópticas parcialmente adversas.

La Fig. 4 muestra la configuración física del sistema desarrollado, donde se integran los componentes para la adquisición, procesamiento y transmisión de datos en tiempo real.



Figura 4. Arquitectura hardware del sistema portátil para detección de objetos.

Principios de funcionamiento y arquitectura del sistema

El sistema propuesto se fundamenta en una arquitectura integrada de hardware y software, diseñada para realizar detección de proximidad y estimación posicional en tiempo real mediante una cámara de profundidad Orbbec Astra Original y una Raspberry Pi 3 Modelo B+. La cámara utiliza tecnología de luz estructurada, proyectando patrones infrarrojos (850 nm) sobre los objetos de la escena. Una cámara IR integrada capta las deformaciones de dichos patrones, y mediante triangulación geométrica calcula la profundidad de cada punto. Esta técnica ha sido validada por estudios previos como el de Petrovicheva (2020), mostrando gran efectividad en entornos interiores controlados.

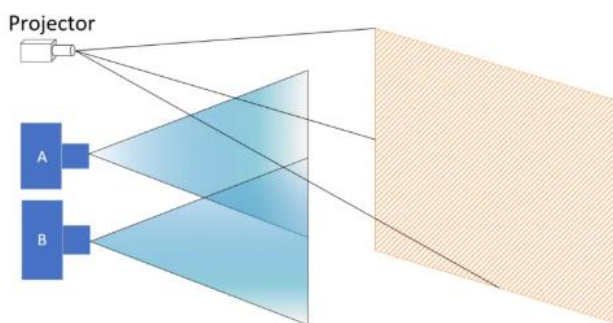


Figura 5. Diagrama de luz estructurada (triangulación).
Fuente: Adaptado de (Sophia, 2024).

El rango operativo de esta cámara abarca de 0.4 m a 8 m, con una precisión de ± 3 mm a 1 m. No obstante, su rendimiento se ve afectado en exteriores o superficies reflectantes, donde el sensor puede marcar píxeles como inválidos (valor 0.00 m) debido a saturación lumínica o baja textura. En estos casos, el sistema complementa con un algoritmo umbralizado que estima la distancia a partir de patrones anteriores, manteniendo la funcionalidad.

Comparado con tecnologías tradicionales como ToF o Stereo Vision, el enfoque basado en luz estructurada presenta ventajas específicas en precisión a corta distancia y bajo costo computacional. En particular, su implementación sobre Raspberry Pi es viable gracias a la baja exigencia de procesamiento, y a su tolerancia frente a fallos de captura directa. Esta adaptabilidad permite el uso en sistemas portátiles y contextos de movilidad asistida, como navegación para sillas de ruedas o detección de obstáculos en pasillos, donde se alcanzan niveles de precisión superiores al 90 % en distancias de 0.5–3 m.

El SDK de Orbbec permite acceder a flujos de profundidad, nubes de puntos y máscaras de píxeles válidos, mientras que la segmentación 3×3 equilibra precisión y carga operativa.

Resultados

Las pruebas se realizaron en múltiples espacios del edificio DICIS de la Universidad de Guanajuato, incluyendo pasillos, cubículos, salones, escaleras y la biblioteca con el fin de evaluar el desempeño del sistema en condiciones reales y variadas. Se consideraron entornos con luz natural, artificial, iluminación mixta, contraluz, iluminación irregular, superficies reflectantes, así como objetos de distintos tamaños y materiales. El objetivo fue observar el comportamiento del sensor y el algoritmo de umbralización ante condiciones no controladas, comparando las lecturas directas de la cámara con las estimaciones compensatorias por umbral.

Como ejemplo ilustrativo, en la Fig. 6 se presenta la escena capturada para el cuadrante 2,2 de la matriz (posición central), en la que se registra una lectura directa de 1.64 m por la cámara de profundidad y una estimación umbralizada de 1.63 m, ambos valores dentro del rango operativo. Esta coincidencia refleja que, bajo condiciones lumínicas equilibradas, el algoritmo umbralizado logra preservar la fidelidad de la lectura sin introducir sobreestimaciones relevantes. Estos registros son mostrados directamente en pantalla, indicando lectura por sensor (cámara) y cálculo umbralizado (umbral).

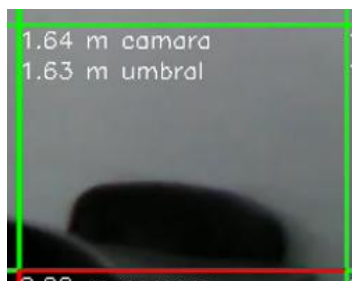


Figura 6. Comparación entre lectura directa y estimación umbralizada en cuadrante [2,2] de la figura 3.

Cabe mencionar que el sistema opera con una latencia inferior a 100 ms por frame, lo cual resulta adecuado para aplicaciones en movilidad asistida y respuesta inmediata en entornos dinámicos.

Análisis comparativos

Para evaluar el rendimiento del sistema en distintos entornos, se presenta una serie de análisis organizados por condición lumínica, tipo de objeto y respuesta espacial. Cada análisis incluye una interpretación técnica que explica la concordancia entre lecturas, las desviaciones observadas y sus implicaciones operativas para la detección. Posteriormente, se acompaña de una tabla con datos representativos que contrastan la distancia captada por la cámara con la estimación obtenida por el algoritmo umbralizado.

El primer análisis comparativo realizado fue bajo distintas condiciones de iluminación, los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 1. El sistema presentó su mejor rendimiento en entornos con iluminación uniforme natural y artificial, como se presenta en la Fig. 9, incisos A), C), D), H) y F, donde las lecturas por cámara fueron estables y la estimación umbralizada mostró alta concordancia. En comparación, condiciones como luz directa como se muestra en la Fig. 9, incisos B) y E) y contraluz como en la Fig. 9, inciso F) provocaron pérdidas de señal (0.00 m) y errores de compensación, reduciendo la confiabilidad operativa. Ambientes con iluminación mixta o irregular también generaron lecturas inconsistentes como se muestra en la Fig. 9, incisos, E), G) e I).

La incorporación de ventanas con antirreflejante mejoró la estabilidad en zonas críticas, mientras que superficies sin tratamiento aumentaron la interferencia óptica como se presenta en la Fig. 9, inciso G). En conjunto, el sistema responde con alta precisión comparado con condiciones adversas, siempre que la luz esté bien distribuida y controlada.

Tabla 1. Análisis comparativo del sistema de detección bajo distintas condiciones de iluminación.

Condiciones de iluminación	Lectura de la cámara	Lectura del Umbral	Confiabilidad operativa	Observaciones
Luz natural uniforme	Alta fidelidad, sin pérdida de señal	Muy alta, diferencias < 20 cm	Muy alta, comparada con condiciones irregulares: sin errores ni fluctuaciones.	Condición óptima para movilidad asistida.
Luz natural directa	Posibles lecturas 0.00m por sobreexposición	Media, sobreestima o subestima valores.	Baja, respecto a iluminación uniforme: errores frecuentes por sobreexposición lumínica.	Requiere compensación o filtros.
Luz artificial uniforme	Estable, con pocas zonas críticas.	Alta, refuerza la medición de cámara.	Alta, frente a entornos mixtos: buena detección con pocas inconsistencias.	Recomendado para interiores controlados.
Luz artificial intensa (focos)	Frecuente pérdida de señales en zonas bajas.	Moderada, compensa pérdida de datos.	Media-baja, en contraste con luz difusa: respuesta afectada en múltiples zonas.	Limita la confiabilidad general del sistema.
Iluminación mixta	Variable, afecta la consistencia de lectura.	Inestable según fuentes predominantes.	Baja, respecto a uniformidad: zonas de transición generan inconsistencias.	Debe evitarse para resultados precisos.
Contraluz	Zonas centrales afectadas por sobreexposición.	Media, útil en zonas sin exposición directa.	Media, comparada con frontal homogénea: confiable solo fuera del área afectada por luz directa.	Error localizado en alienación directa con la luz.
Ventana con antirreflejante	Alta pérdida de señal por reflejos	Información poco confiable	Alta, frente a ventanas sin tratamiento: sistema mantiene estabilidad al evitar reflejos.	Afecta gravemente la capacidad de detección
Iluminación uniforme	Lectura clara y estable en cada cuadrante.	Coherencia con lectura real.	Muy alta, comparada con iluminación mixta: entorno ideal para la operación del sistema.	Favorece una lectura precisa y continua
Iluminación irregular	Lectura inconsistente, pérdidas frecuentes	Compensación no siempre precisa.	Media, respecto a luz uniforme: errores localizados en bordes por luz desigual.	Introduce errores, recomendable evitar

El segundo análisis, basado en los resultados presentados en la Tabla 2, demuestra que el volumen del objeto dentro del campo visual tiene un impacto directo en la confiabilidad operativa del sistema. Los objetos grandes ($\geq 1/3$ del área visible), como los observados en Fig. 9, incisos A), D), H) e I), activan múltiples cuadrantes, presentan bordes definidos y mantienen lecturas estables tanto por cámara como por umbral, lo que resulta en una detección precisa. En cambio, los objetos delgados o pequeños generan activaciones parciales o ausentes, lecturas más inestables y desviaciones superiores a ± 15 cm como se observa en los incisos B), E), F) e I (algunos cuadrantes) de la Fig. 9. En comparación con escenas volumétricas completas, estas condiciones reducen la confiabilidad del sistema, especialmente en tareas que requieren identificación rápida y precisa.

El tercer análisis, sustentado en los resultados que se presentan en la Tabla 3, muestra que el rendimiento del sistema está condicionado por el tipo de entorno espacial en el que opera. En espacios amplios con iluminación homogénea, como el pasillo abierto (Fig. 9, incisos A) y C)) y áreas interiores uniformemente iluminadas (Fig. 9, inciso C; Fig. 10, inciso B)), la lectura por cámara fue clara y la estimación umbralizada coincidió con precisión, lo que se traduce en una confiabilidad operativa muy alta, especialmente en tareas de navegación. Comparativamente, en entornos con poca iluminación, como el pasillo sombreado que se muestra en la Fig. 10, inciso A), o zonas exteriores con exposición variable, como muestra la Fig. 9, inciso B), las lecturas directas fueron inestables o nulas, aunque el algoritmo umbral compensó parcialmente, elevando la confiabilidad en los cuadrantes detectados.

Tabla 2. Análisis comparativo de parámetros de detección en función del volumen del objeto.

Características evaluadas	Objeto de gran dimensión ($\geq 1/3$ campo visual)	Objeto delgado o pequeño ($<1/3$ campo visual)
Área ocupada en el campo visual	Cobertura extensa y constante.	Visibilidad reducida si hay bajo contraste.
Activación segmentada (matriz 3x3)	Multisegmento, activa ≥ 3 cuadrantes.	Poca o nula activación, afecta localización.
Definición de bordes en imagen de profundidad.	Contornos nítidos y sin ruido aparente.	Bordes difusos, discontinuos o inexistentes.
Estabilidad de lectura del sensor (profundidad)	Variación $\leq \pm 10$ cm entre cuadros consecutivos.	Lecturas inestables, frecuentes valores nulos.
Precisión del umbral respecto a la lectura real.	Desviación del umbral < 10 cm frente a sensor.	Desviación umbral > 15 cm en múltiples casos.
Correspondencia color-alerta (rojo/verde)	Colores consistentes con la distancia medida.	Coloración inexacta o ausente en zonas críticas.
Tasa de error en detección	Baja, mínimas falsas alertas u omisiones.	Alta, omisiones o activaciones incorrectas.
Confiabilidad operativa general	Alta, entorno favorable para detección estable.	Media o baja, dependiente de posición y textura.

En espacios con menos iluminación, como salones de clase presentados en la Fig. 9, inciso A) o pasillos estrechos, como se ve en la Fig. 10, inciso A), el sistema ofreció resultados aceptables cuando se mantuvo una iluminación uniforme. Sin embargo, mostró mayor sensibilidad a variaciones lumínicas, generando fluctuaciones en cuadrantes laterales o de menor volumen visual. En estos casos, el desempeño es comparado con entornos abiertos y homogéneos, donde la estabilidad general del sistema permanece constante frente a variaciones externas mínimas.

Tabla 3. Evaluación técnica del sistema en función del entorno espacial segmentado.

Entorno espacial	Estabilidad de lectura de cámara	Cámara vs umbral	Confiabilidad operativa
Pasillo amplio	Estable. Sin interferencias notables.	Cámara y umbral similares, alta precisión.	Muy alta. Condiciones favorables y medición completa.
Pasillo con poca iluminación.	Inestable. Lecturas nulas frecuentes por baja luz.	Fallas en cámara, compensación del umbral.	Baja. Fallos en cámara interfieren en resultados generales.
Pasillo con buena iluminación.	Estable. Lectura continua y precisa.	Ambos proporcionan datos coherentes.	Alta. Entorno ideal para funcionamiento confiable.
Cubículo o salón de clases	Estable. Lectura localizada y repetible.	Promedio del umbral coincide con lectura directa.	Media. Aceptable si se mantiene iluminación adecuada.
Interior	Estable. Valores constantes y confiables.	Excelente coincidencia entre ambos métodos.	Muy alta. Entorno más favorable para el sistema.
Exterior	Inestable. Pérdidas por luz directa o superficies oscuras.	El umbral estima sin respaldo de la cámara.	Baja. Entorno no controlado, resultados poco confiables.

El cuarto análisis, con los resultados presentados de la Tabla 4, muestra que la efectividad del sistema depende de la interacción entre el entorno espacial, las condiciones de iluminación y las propiedades geométricas del objeto. En espacios interiores con iluminación homogénea y objetos de gran volumen, como se observa en la Fig. 9, incisos A), D), H) e I), el sistema mantiene una detección precisa, con activación segmentada clara y codificación visual estable. En contraste, objetos delgados o estrechos, como postes o barandas con un grosor menor a ~ 20 cm, presentan dificultades de detección, especialmente en condiciones adversas como las mostradas en la Fig. 9, incisos B), E), F) e I) (algunos cuadrantes), donde la cámara no logra registrar profundidad confiable y el algoritmo umbralizado sobrecompensa o falla en la asignación de color. Tomando en cuenta que la visibilidad para el sistema depende de la distancia a la cámara, el ángulo

de observación y las condiciones lumínicas del entorno. Estas variables afectan la definición de bordes, provocan activación parcial o ausente en la matriz segmentada, y disminuyen la confiabilidad operativa. Aunque el algoritmo umbralizado aporta redundancia funcional frente a pérdidas de señal, su desempeño se ve afectado por saturación infrarroja, ruido visual y reflectancia, lo que compromete la definición de bordes y la activación por cuadrante. La segmentación matricial permite localización confiable en condiciones controladas, pero pierde consistencia ante geometrías complejas o bajo contraste. En escenarios con dispersión lumínica o contraluz intenso, la lectura de profundidad y la codificación visual requieren ajustes dinámicos para preservar la estabilidad operativa.

Tabla 4. Evaluación integrada de criterios técnicos en función del entorno, iluminación y objeto.

Criterio de observación.	Definición Operacional.	Observaciones.	Análisis técnico de comportamiento.	Confiabilidad del sistema.
Discrepancia entre medición directa vs. umbralizado	Diferencia entre la distancia captada por la cámara de profundidad y el valor estimado mediante promedio segmentado por matriz.	Variabilidad de ± 5 –15 cm habitual; casos extremos hasta 43 cm por reflectancia o dispersión óptica.	Umbrales compensan deficiencias en zonas afectadas por saturación IR o geometría compleja.	El sistema mantiene estabilidad funcional mediante redundancia de lectura, especialmente útil en entornos no controlados.
Codificación visual de proximidad	Correspondencia entre distancia medida y asignación de color de alerta (verde/rojo) en interfaz visual segmentada.	Codificación correcta en rango operativo; errores de asignación en casos de subestimación puntual o contraluz intenso.	Algoritmo de coloración muestra robustez en iluminación difusa; sensibilidad ante dispersión por reflejo.	Útil para representación visual rápida; requiere filtrado adaptativo en entornos con iluminación agresiva.
Activación de cuadrantes en matriz 3×3	Detección espacial en subzonas discretas del campo visual mediante segmentación matricial.	Activación estable en interiores; discontinua en presencia de objetos delgados o en zonas periféricas expuestas.	La segmentación permite inferencia posicional precisa, pero pierde eficiencia ante objetos reflectivos o de baja densidad superficial.	Fundamental para navegación asistida y mapeo topológico; rendimiento dependiente de geometría y contraste.
Ruido estructural en imagen de profundidad	Presencia de regiones con valores nulos (0.00 m) o distorsión por dispersión óptica en entorno tridimensional.	Elevada ocurrencia en exteriores con fuentes de luz directa o superficies altamente reflectantes.	Ruido emerge por interferencia en captación IR; mitigado parcialmente mediante interpolación umbralizada.	Afecta detección confiable; requiere prefiltrado de entorno o integración multimodal con sensores complementarios.
Definición morfológica del contorno detectado	Capacidad del sistema para distinguir bordes físicos y contornos geométricos del objeto objetivo.	Bordes nítidos en condiciones homogéneas; contornos difusos o ausentes ante contraluz, texturas brillantes o marcos estrechos.	Geometría, textura superficial y índice de reflectancia alteran la fidelidad estereoscópica de detección.	Parámetro crítico para clasificación de objetos y segmentación robusta; afecta precisión en tareas de interacción espacial.

Análisis gráfico del rendimiento técnico y estabilidad de estimaciones.

Además de los análisis comparativos por condición espacial, volumétrica y lumínica, se presentan a continuación dos gráficas que permiten evaluar la consistencia y precisión del sistema a nivel cuantitativo.

En la Fig. 7, se observa una gráfica de dispersión que relaciona las mediciones obtenidas directamente por la cámara de profundidad con los valores estimados por el algoritmo umbralizado, distribuidos por cuadrante. El análisis revela una tendencia general de concordancia lineal, con la mayoría de los puntos alineados cerca de la diagonal ideal ($y = x$), lo que indica alta coincidencia entre ambos métodos en condiciones ópticas controladas como iluminación difusa, geometría uniforme y entorno interior estable. Las desviaciones promedio se mantuvieron dentro de un margen de ± 15 cm, evidenciando que el sistema opera con precisión en escenarios favorables.

No obstante, se detectaron desviaciones significativas en los casos donde la cámara registró una lectura de 0.00 m, especialmente en entornos con contraluz, superficies brillantes o saturación infrarroja. En estos puntos, el algoritmo umbralizado estimó valores superiores a 1.5 m, alejándose de la línea de concordancia y mostrando su función de compensación activa frente a fallos del sensor. Aunque esta compensación evita la pérdida total de datos, introduce incertidumbre posicional y riesgo de sobreestimación si no se ajustan dinámicamente los umbrales al contexto. Este comportamiento destaca la necesidad de incorporar validaciones cruzadas y filtros adaptativos para limitar la discrepancia aceptable entre ambos métodos.

La gráfica fue construida a partir de una muestra de 140 datos extraídos de imágenes en vivo, capturadas durante los recorridos de prueba. Se consideraron los 9 cuadrantes del sistema bajo diversas condiciones de iluminación, incluyendo las escenas presentadas en la Fig. 9 y Fig. 10, lo que refuerza la representatividad del análisis.

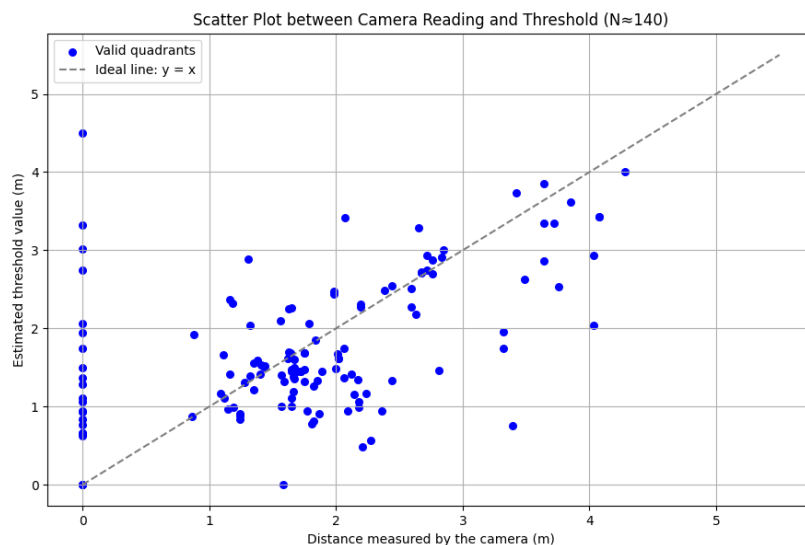


Figura 7. Dispersión entre lectura de cámara de profundidad y valor umbralizado por cuadrante.

En la Fig. 8, se analiza la distribución del error absoluto entre la lectura por cámara y la estimación umbralizada según las condiciones ambientales. Los puntos rojos resaltan los valores atípicos (outliers), definidos por discrepancias superiores a 1.5 m, concentrados principalmente en escenarios con contraluz o iluminación artificial intensa. Estas discrepancias se originan en pérdida total de señal (lecturas de 0.00 m) o en estimaciones compensatorias extremas generadas por el algoritmo ante ausencia de datos fiables. Si bien el umbral permite mantener operatividad en estos casos, los valores atípicos evidencian limitaciones ópticas estructurales del sistema, señalando la necesidad de ajustar estrategias de compensación para mejorar la fiabilidad bajo condiciones no controladas.

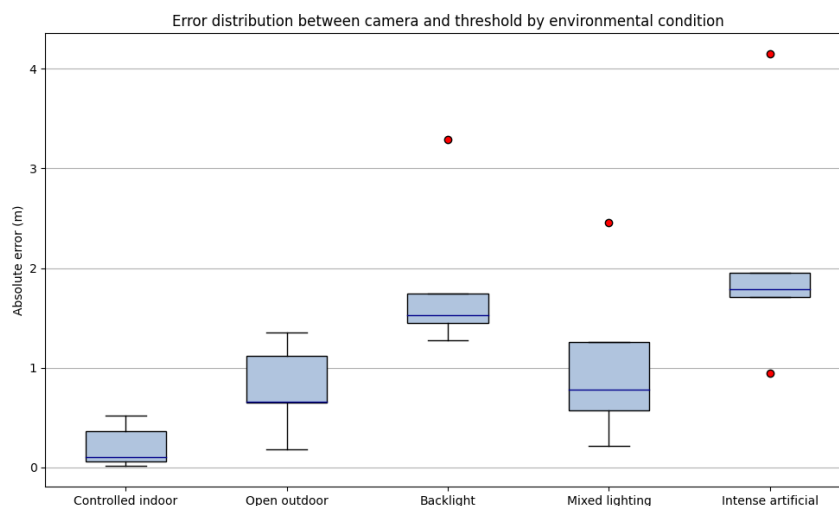


Figura 8. Distribución del error absoluto entre lectura de cámara y umbral por condición ambiental.

Identificación visual de condiciones operativas en pruebas de campo

La Fig. 9 y Fig. 10 presentan escenas reales capturadas durante las pruebas, segmentadas por cuadrante, donde se visualiza la lectura de profundidad, la estimación umbralizada y la codificación visual correspondiente en cada caso. Los incisos permiten asociar espacialmente cada imagen con el análisis técnico previamente descrito.

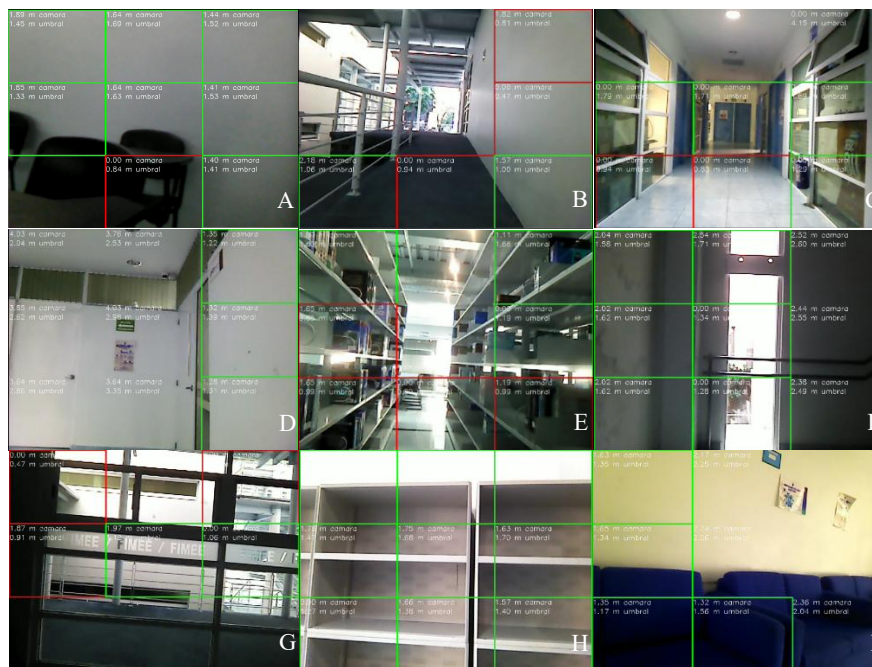


Figura 9. Detección por cuadrante en escenarios interiores y exteriores: lectura de profundidad, estimación umbral y codificación visual.

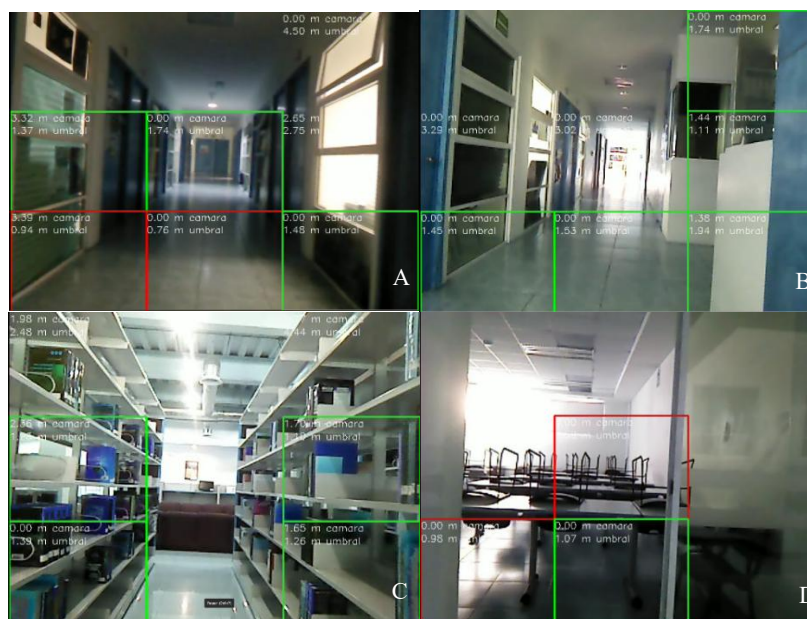


Figura 10. Detección por cuadrante en escenarios interiores: lectura de profundidad, estimación umbral y codificación visual.

Conclusiones

El sistema logró operar en tiempo real con latencia inferior a 100 ms, permitiendo una segmentación precisa y visualmente clara mediante códigos de color. La interfaz de captura basada en la Orbbec Astra y el procesamiento con OpenCV demostraron ser adecuados para aplicaciones orientadas a la movilidad asistida en interiores con un sistema portable de bajo costo computacional.

Entornos con iluminación homogénea y uniforme maximizan la confiabilidad del sistema, al facilitar lecturas directas estables y estimaciones umbralizadas consistentes. En contraste, fuentes directas, mezcladas o reflectivas, como contraluz, focos intensos, o ventanas sin tratamiento antirreflejante, requieren ajustes ópticos y filtrado adaptativo para mantener la confiabilidad y precisión.

Se observaron limitaciones notorias en la detección de objetos pequeños o de bajo volumen aparente, como barandas o postes que, pese a tener diámetros reales de 5–15 cm, presentan sección visual reducida dependiendo de la perspectiva y la distancia a la cámara. Estos objetos tienden a activar cuadrantes de forma parcial o nula, afectando la segmentación. Por tanto, se requiere optimización del algoritmo umbralizado y ajuste dinámico de umbrales para mejorar la respuesta frente a obstáculos de menor área proyectada.

En condiciones no controladas, como iluminación irregular o entornos exteriores, el sistema mantiene funcionalidad gracias a la compensación umbralizada, que estima valores operativos aun cuando la lectura directa falla (0.00 m). Sin embargo, esta compensación puede introducir imprecisión posicional, lo que disminuye la fiabilidad en tareas críticas de navegación. Es fundamental establecer límites aceptables de dispersión y combinar ambos métodos con validaciones cruzadas para mejorar la precisión final.

Bibliografía/Referencias

- antoinebrl. (2022). *Capture RGB and depth from Orbbec active stereo sensors*. GitHub. <https://github.com/antoinebrl/orbbec-astra-recorder>
- Aragón Mayo, L. L. (2024). *Identificación de objetos para la estimación de la profundidad mediante un sistema de visión artificial binocular*. Puebla: Benémerita Universidad Autónoma de Puebla.
- Barba Guamán, L. R., Quezada, P. A., & Calderón, C. (2017). Detección de objetos en movimiento a través de la umbralización del color. *ResearchGate*, 673-678.
- Burger, W., & Burge, M. J. (2009). *Principles of Digital Image Processing*. London: Springer-Verlag.
- Cortes, O. J., Chaves Osorio, J. A., & Mendoza Vargas, J. A. (2012). Comparación cualitativa y cuantitativa de las técnicas básicas de umbralización local para el procesamiento digital de imágenes. *Scientia Et Technica*, XVII(51), 236-241.
- DigiKey. (s.f.). *Cámara de luz estructurada Astra 2*. ORBBEC. <https://www.digikey.com/es/product-highlight/o/orbbec/astra-2-structured-light-camera>
- García Hernández, S. (2018). *Umbralización adaptativa de imágenes basada en histogramas espacio-color*. San Cristóbal de La Laguna: Universidad de La Laguna Escuela Superior de Ingeniería y Tecnología.
- Hidrobo Proaño, S. M. (2018). Detección y Clasificación de Objetos en Movimiento en Espacios Cerrados Utilizando Algoritmos de Visión Artificial. *INVESTIGACIÓN TECNOLÓGICA IST CENTRAL, TÉCNICO*, 52-64.
- Horcajo de la Cruz, D. (2021). *Análisis de imágenes RGB-D por visión artificial para el agarre de piezas industriales*. Madrid: ICAI - Universidad Pontificia Comillas.
- Hou, J., Wang, T., Ye, X., Liu, Z., Gong, S., Tan, X., . . . Bai, X. (2024). *OPEN: Object-wise Position Embedding for Multi-view 3D Object Detection*. China: J. Hou et al.
- Mur-Artal, R., & Tardós, J. D. (2017). ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras. *IEEE Transactions on Robotics*, 33(5), 1255-1262.
- Niño-Rondón, C., Castro-Casadiegos, S., Medin-Delgado, B., Guevara-Ibarra, D., & Camargo-Áriza, L. (2021). Comparativa entre la técnica de umbralización binaria y el método de Otsu para la detección de personas. *Rev. UISIng*, 20(2), 65-74. doi:10.18273/revuin.v20n2-2021006
- Petrovicheva, A. (7 de Diciembre de 2020). *Working with Orbbec Astra 3D cameras using OpenCV*. OpenCV. <https://opencv.org/blog/working-with-orbbec-astra-3d-cameras-using-opencv/>

- programador clic. (s.f.). *Obi Zhongguang Orbbec Astra Deep Camera en ROS Melódico*. programador clic. <https://programmerclick.com/article/29074532607/>
- Serhat Yildiz, A., Meng, H., & Rafiq Swash, M. (2025). Real-Time Object Detection and Distance Measurement Enhanced with Semantic 3D Depth Sensing Using Camera–LiDAR Fusion. *applied sciences*, 5-28.
- Sophia, F. (8 de Noviembre de 2024). *TN16-Comprehensive guide to depth-sensing 3D cameras technology*. Goermicro Vzense. <https://industry.goermicro.com/blog/tech-briefs/comprehensive-guide-to-depth-sensing-3d-cameras.html>
- Triana, N., Jaramillo, A. E., Gutiérrez, R., & Rodríguez, C. A. (2016). Técnicas de umbralización para el procesamiento digital de imágenes de GEM-Foils. *Scientia Et Technica*, 21(4), 352-359.
- Vazquez, J., Luna, C., Mazo, M., Lázaro, J., Ureña, J., & García, J. (2005). Umbral adaptativo para la detección de objetos en movimiento usando visión computacional. *SASEI*, 58-62.
- Yao, Y., Gang, W., Jiang, K., Liu, S., Kuai, J., Liu, X., & Jiang, J. (2024). *Improving Domain Generalization in Self-supervised Monocular Depth Estimation via Stabilized Adversarial Training*. China: arxiv.
- Zhang, K., Xie, J., Snively, N., & Chen, Q. (2020). Depth Sensing Beyond LiDAR Range. *CVF*, 1-9.