

Sistema de navegación y exploración visual articulado por técnicas de inteligencia artificial, para la movilidad de personas en condición de discapacidad visual

Navigation and visual exploration system articulated by artificial intelligence techniques, for the mobility of people visually impaired

JUAN MANUEL ALDANA PORRAS¹
JOHN FREDY MONTES MORA²

RESUMEN

La vida de una persona en condición de discapacidad visual se ve afectada por muchos factores, uno de ellos es la movilidad dentro de la ciudad. Por lo cual, el objetivo principal de este estudio es la creación de un dispositivo de exploración y navegación para personas en estado de discapacidad visual, que funciona a partir de técnicas de inteligencia artificial, que permiten al usuario sortear los obstáculos presentes en las calles de la ciudad. Así pues, se efectuó una revisión de diferentes técnicas de visión computacional, con el ánimo de establecer aquellas que se ajusten a los requerimientos del problema, y que a su vez van a cimentar el funcionamiento del dispositivo propuesto, el cual, parte de dos elementos centrales: unas gafas encargadas de recoger la información del medio —cámaras— y un medio de procesamiento —*raspberry*— que consienten procesar y realizar un escaneo tridimensional del entorno. La evaluación del dispositivo se efectuó utilizando como instrumento de medición una matriz de confusión, en un recorrido trazado en la ciudad de Ibagué, del cual se obtuvo una tasa de detección del 90 %; exactitud del 80 % y precisión del 86 %. Estos datos resultan ser satisfactorios, aún más cuando el dispositivo se probó en escenarios reales, donde las condiciones cambiantes dificultan la detección de obstáculos, que admite considerarlo como un sistema base robusto y con capacidad de mejora constante.

Palabras clave: Inteligencia artificial, discapacidad visual, movilidad social.

Recibido: 31/07/2017 Aceptado: 25/10/2017.

¹ Ingeniero de Sistemas, investigador Inteligencia Artificial, Semillero de Investigación: CODESIST, Grupo de Investigación: GIDESTEC. Universidad Nacional Abierta y a Distancia. Correo electrónico: juan.aldana@unad.edu.co

² Ingeniero de Sistemas con énfasis en Telecomunicaciones, Especialización: Especialista en Informática y Telemática, Candidato a Magister en E-Learning UNAB-UOC. Semillero de Investigación: CODESIST, Grupo de Investigación: GIDESTEC. Universidad Nacional Abierta y a Distancia. john.montes@unad.edu.co

ABSTRACT

The life of a person visually impaired is affected by many factors, one of them is the mobility within the city, therefore, the main objective of this study is the creation of an exploration and navigation device for people in a state of visual disability, which works from artificial intelligence techniques, which allow the user to overcome the obstacles present in the streets of the city. This being the case, a review of different computational vision techniques was carried out, in order to establish those that fit the requirements of the problem, and that they are going to found the operation of the proposed device, which starts from two central elements: glasses responsible for collecting information from the environment - cameras - and a processing medium - raspberry - that allow processing and performing a three-dimensional scanning of the environment. The evaluation of the device was made using as a measurement instrument a confusion matrix, in a route traced in the city of Ibagué, from which a detection rate of 90% was obtained; 80% accuracy and 86% precision. These results turned out to be satisfactory, specially because the device was tested in real scenarios, where the changing conditions made it difficult to detect obstacles, which allows it to be a robust base system with constant improvement capacity.

Keywords: Artificial intelligence, visual disability, social mobility.

INTRODUCCIÓN

La vida de una persona en condición de discapacidad visual se ve afectada por muchos factores; uno de ellos es la movilidad. La dificultad para desplazarse de manera segura por la ciudad es uno de los principales obstáculos en su inclusión laboral y social, y aunque sus necesidades específicas suelen variar y dependen del tipo de discapacidad visual, su edad y habilidad adquirida para llevar a cabo tareas rutinarias, la ciudad de Ibagué no está construida para favorecer a este tipo de población, que tiene que lidiar con los mismos problemas de movilidad de cualquier ciudadano pero con una percepción limitada de su entorno, tal como lo plantea ONCE (2011):

La visión es, de todos los sentidos, el que más información proporciona, y es crucial para realizar las actividades cotidianas. Tiene un papel muy importante en la comunicación y, por tanto, en las relaciones que se precisan para vivir en sociedad. (s.p.)

Para entrar en contexto, la infraestructura de la ciudad representa todo un reto para una persona invidente al momento de desplazarse a través de ella. La cantidad de obstáculos que puede encontrar van desde postes mal ubicados, espacio público limitado, desniveles, escaleras, salientes en los andenes, hasta cualquier tipo de objeto que esté fuera del rango de acción del bastón, es decir, de la cadera hacia arriba. Lo anterior representa un riesgo para su integridad, por lo cual, se ven obligados a ir siempre guiados por un acompañante; situación que limita en gran medida su autonomía y dificulta su proceso de inclusión a la vida laboral y académica.

Por otra parte, se han desarrollado dispositivos de ayuda para personas en condición de discapacidad visual, la mayoría de ellos están relacionados con soluciones que implementan algún tipo de sensor electrónico, pero ninguno ha sido capaz de tener éxito comercial. Esto, debido en parte a tres grandes aspectos:

Figura 1. Obstáculos fuera del alcance del bastón, postes situados en medio del andén sin cumplir la reglamentación establecida y vehículos mal ubicados



Fuente: Elaboración Propia

1. Interfaz de usuario que es poco clara y en muchos casos requiere entrenamiento por parte del beneficiario.
2. Bajo porcentaje de detección sumado a costos elevados.
3. Una estética poco cuidada.

Así pues, es necesaria la implementación de nuevas tecnologías que sean capaces de suplir este tipo de requerimientos, y es allí donde las técnicas de inteligencia artificial comienzan a tomar un valor relevante, inician en su estado de madurez y el creciente interés por parte de la industria a nivel mundial en sus beneficios. Ello ha permitido que este campo interdisciplinar haya tenido un crecimiento acelerado durante la última década; por consiguiente, uno de los aspectos de la inteligencia artificial que más se ha visto favorecido es la Visión Computacional, que impulsado en los crecientes avances de tecnologías de procesamiento de datos ha permitido que su utilización se lleve a

dispositivos cada vez más pequeños. Ello pone a nuestra disposición todo un conjunto de herramientas que posibilitan el desarrollo de estudios de índole específica como este, tal como lo expone Raducanu et al., (2013):

En los últimos años se ha visto un interés muy grande en el desarrollo de tecnologías para la asistencia de personas invidentes, algunos usan sensores ultrasónicos, infrarrojos o laser para la detección de objetos de interés. La visión artificial, a diferencia de estas tecnologías, permite una interpretación cognitiva del entorno, ofreciendo un mayor grado de reproducción de la realidad, a cambio de mayor complejidad en el procesamiento de la información. (s.p.)

Así pues, se propone la implementación de un dispositivo de navegación y reconocimiento tridimensional, mediado por técnicas de inteligencia artificial y visión computacional que sea capaz de reconocer obstáculos y elementos específicos del medio ambiente, y

que se convierte en el punto de partida para una segunda fase del estudio, en la cual se pretende integrar el detector tridimensional de obstáculos desarrollado en esta primera etapa y el cual se expone en este artículo, a una interfaz completa de comandos de voz con la capacidad de guiar al usuario invidente de forma segura a través de la ciudad.

METODOLOGÍA

El desarrollo de este estudio se realizó bajo un modelo de investigación de tipo aplicada en donde los datos analizados en él se procesaron de forma cuantitativa con un enfoque experimental.

Dispositivo de Pruebas

Para llevar a cabo las pruebas de campo y recolección de datos se diseñó un dispositivo de pruebas que parte de las necesidades específicas del estudio, por lo cual el medio principal de captura de datos está conformado por un par de cámaras digitales a manera de sistema estereoscópico que están conectadas a un módulo de procesamiento y una fuente de energía portable. El dispositivo se muestra en la Figura 2, todo el sistema se cimienta sobre Arch Linux ARM, C++ y OpenCV.

Figura 2. Dispositivo de pruebas implementado, compuesto por dos cámaras digitales



Fuente: Elaboración Propia

Desarrollo del Clasificador

Uno de los grandes retos a los que se enfrenta el dispositivo propuesto es la necesidad de actuar bajo contextos cambiantes. Por ello, el principal problema gira en torno a la detección de objetos u obstáculos en la calle, en los cuales inciden varios factores:

- Cambios en la intensidad de luz.
- Movimiento natural del usuario al caminar.
- Escenarios complejos, con varios obstáculos cercanos o sobrepuestos.
- Ruido generado de manera natural por pequeñas discontinuidades al momento de tomar las imágenes que generan saltos de imagen.
- Superficies poco uniformes que en algunos casos generan bloques de píxeles que producen detecciones erróneas.

Partiendo de estos limitantes, se llevó a cabo de forma metódica la evaluación de diferentes técnicas de visión computacional, con el fin de establecer un algoritmo de detección global que se ajuste a los objetivos planteados en el estudio.

Diseño Contrastación de Hipótesis

Para evaluar de forma cuantitativa la calidad y efectividad del detector de objetos dentro de un contexto general, se trabajó con una matriz de confusión; esta es una técnica ampliamente utilizada dentro de la visión computacional para la verificación de clasificadores. Para ello se establecieron las siguientes variables:

VARIABLES INDEPENDIENTES:

- Reales Positivos
- Reales Negativos
- Falsos Positivos
- Falsos Negativos

VARIABLES DEPENDIENTES:

- Tasa de detección
- Tasa de Error
- Exactitud
- Precisión

Al ser los reales positivos y negativos detecciones correctas en cada una de sus categorías; y los falsos negativos y falsos positivos, detecciones incorrectas dentro de cada una de sus clases, tal como se ilustra en el ejemplo para un detector arbitrario enfocado al reconocimiento de personas:

Figura 3. Ejemplo de Matriz de Confusión

		Resultado Clasificación	
		PERSONA	NO-PERSONA
Instancias Reales	PERSONA	Reales Positivos	Falsos Negativos
	NO-PERSONA	Falsos Positivos	Reales Negativos

Fuente: Valveny, E., Varnell, M., & López, A.

Por otra parte, para la definición de las variables dependientes se establecen las siguientes fórmulas, y se realiza la validación con respecto al Ground Truth, que dentro del contexto particular de la visión computacional es el resultado ideal que debería producir un clasificador cualquiera:

Tasa de Detección = Reales Positivos/Objetos Ground Truth (Del mismo tipo de clase).

Tasa de Error = 1 - Tasa de Detección.

Tasa de Detección Global = Reales Positivos/Objetos GroundTruth.

Detecciones Totales = Total reales positivos + Total reales negativos + Falsos Positivos.

Exactitud = Reales Positivos / Detecciones Totales.

Precisión = Reales Positivos/Reales Positivos + Falsos Positivos.

Las pruebas de campo se deben efectuar en contextos controlados, donde se pueda establecer de forma clara el conjunto base ideal (Ground Truth) a partir de la cantidad de muestras (obstáculos) a analizar mediante el programa de reconocimiento.

RESULTADOS

Algoritmo de detección objetos 3D

Al tener en cuenta los requerimientos establecidos para el desarrollo de este, es necesaria la utilización de un algoritmo para el cálculo de disparidad que permita contrarrestar hasta cierto punto este tipo de requerimientos, por lo cual se evaluó el rendimiento de dos técnicas ya establecidas y ampliamente usadas dentro de la visión computacional, la primera, un algoritmo de correspondencia densa local Block Matching y, la segunda, un algoritmo de correspondencia densa híbrida SGBM. El primero se caracteriza por ser un algoritmo que busca correspondencia para cada pixel de la imagen y, posteriormente, se establece la equivalencia con otro pixel del segundo plano, que parte de la similitud de los pixeles vecinos de una imagen específica. Este algoritmo tiene

un enfoque rápido y su costo computacional es bajo, en contraprestación tiende a poseer problemas relacionados con la textura, ya que no es lo suficientemente diferenciada de su entorno, razón por la cual las correspondencias obtenidas pueden ser parciales. Por otro lado, el algoritmo híbrido SGBM es un algoritmo a mitad de camino entre algoritmos locales como el (BM) y unos algoritmos de densidad global (SGM) más complejos. Para ello se divide la imagen en un determinado número de recuadros, en los cuales la búsqueda de emparejamiento se realiza al minimizar la función de energía a nivel de todo el recuadro. Esto le permite realizar mejores detecciones sin ser tan costoso, computacionalmente,

como los algoritmos de densidad globales, pero con la obtención de mejores resultados con estructuras sólidas o uniformes.

Para realizar la evaluación de estas técnicas, se realizaron distintas pruebas bajo condiciones reales que tratan de establecer escenarios complejos que reflejarán de manera clara, las falencias y virtudes que puede presentar cada uno de los algoritmos para la detección de objetos en el medio en el cual tienen que desenvolverse. En las Figuras 3 a 6 se exponen imágenes de las pruebas realizadas con los algoritmos, las imágenes de entrada del sistema son de tamaño 320x240, un punto ideal que otorga a ambos algoritmos desenvolverse con soltura.

Figura 4. Imágenes de evaluación. Imagen izquierda e imagen derecha capturadas con el dispositivo de pruebas, a 320x240 pixeles de resolución



Fuente: Elaboración Propia

Figura 5. Resultados de la comparación de algoritmos. A la izquierda el algoritmo BM y a la derecha el algoritmo SGBM



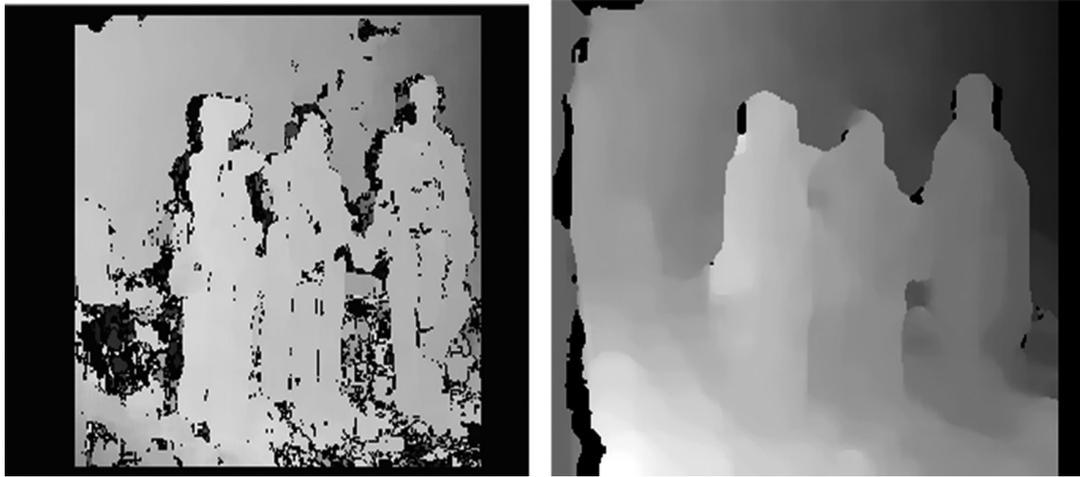
Fuente: Elaboración Propia

Figura 6. Imágenes de evaluación. Imagen izquierda e imagen derecha capturadas con el dispositivo de pruebas, a 320x240 pixeles de resolución



Fuente: Elaboración Propia

Figura 7. Resultados de la comparación de algoritmos. A la izquierda el algoritmo BM y a la derecha el algoritmo SGBM



Fuente: Elaboración Propia

En las pruebas realizadas el algoritmo SGBM mostró ser más robusto a cambios de ambientes y variaciones de luz; por otra parte, el algoritmo BM manifiesta grandes falencias al instante de detectar elementos sólidos, debido a que en superficies uniformes se le dificulta encontrar correspondencias para cada pixel de la imagen, por lo cual tiende a delimitar objetos que no

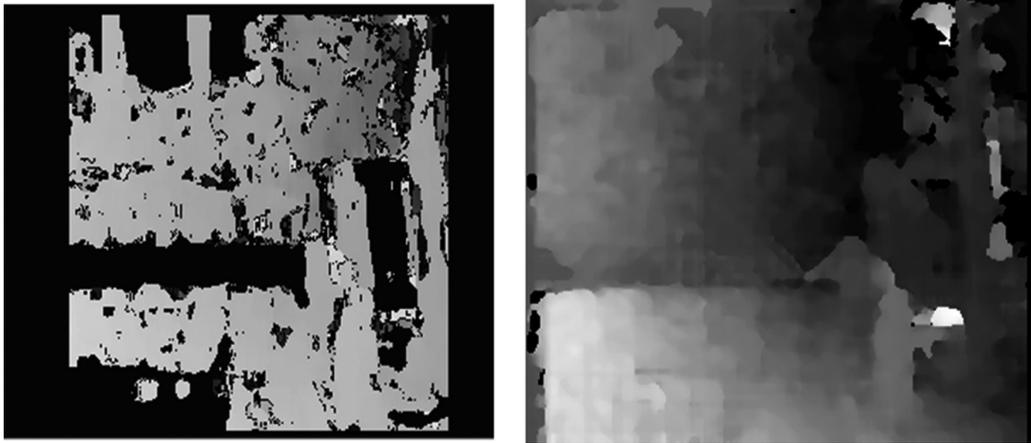
se pueden establecer como tridimensionales —contenido de una pancarta o la señalización de una carretera (líneas blancas)— que las reconoce como un obstáculo más, tal como se presenta en las Figuras 7 y 8.

Figura 8. Imágenes de entrada al sistema tomadas por las cámaras derecha e izquierda del dispositivo



Fuente: Elaboración Propia

Figura 9. Resultados de comparación de algoritmos. A la izquierda el algoritmo BM y a la derecha el algoritmo SGBM



Fuente: Elaboración Propia

Por lo anterior, el algoritmo SGBM fue el utilizado como base de detecciones del dispositivo, y aunque es más costoso computacionalmente, en contraprestación genera un mapa de disparidad sólido, que facilita enormemente la detección de objetos.

Algoritmo de Detección Global

Una vez establecida la técnica base a utilizar como medio de mapeo tridimensional, fue necesario establecer condiciones de pre y posprocesado de la imagen, con el fin de contrarrestar las

Figura 10. Matriz aplicada. A la izquierda la imagen original capturada por una de las cámaras del sistema estéreo. A la derecha la imagen después de ser convertida a escala de grises y aplicar la matriz tipo GaussianBlur



Fuente: Elaboración Propia

condiciones cambiantes de luz y el movimiento propio del usuario. Para ello se diseñó un algoritmo de detección global que facilita extraer de forma más precisa la información obtenida a partir del sistema estéreo.

Así pues, en la primera parte del algoritmo se convierten las imágenes de entrada del dispositivo de pruebas a escala de grises (0 - 255). Posteriormente se ejecuta una matriz de tipo GaussianBlur a modo de preprocesado, que suaviza de manera uniforme la imagen, como se muestra en la Figura 9.

Luego de aplicarse la matriz se genera el mapa de disparidad a partir de las imágenes procesadas mediante el algoritmo SGBM. Por otra parte, debido a que el radio de interés (detección de obstáculos) se limita a elementos cercanos a las cámaras, un punto ideal es la segmentación de objetos cercanos, que permiten establecer una normalización del mapa de disparidad generado, esto no solo facilita la detección de contornos

cercanos, sino que, contribuye a eliminar el ruido generado por cambios en la intensidad de luz. Para ello se normaliza la imagen dentro de parámetros específicos beta y alfa:

$$\alpha = 255 / \max - \min$$

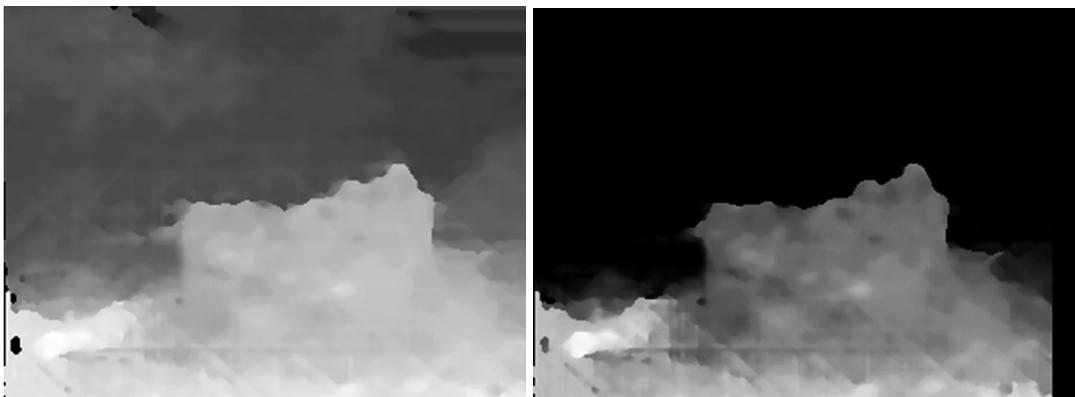
$$\beta = -\min * \alpha$$

El valor alfa es igual al rango superior en la escala de grises (255) sobre la diferencia de los valores mínimos y máximos establecidos para la imagen. Para este caso particular se estableció un valor mínimo de 140 y un máximo de 242; posteriormente se normaliza la imagen, pixel a pixel:

$$\text{Pixel}(x,y) = \alpha * (*\text{this}(x,y)) + \beta$$

Como resultado de esta normalización se reduce el rango de incidencia del mapa de disparidad, y, en este sentido, se elimina gran parte de los objetos que se encuentren a una distancia mayor sin dejar de delimitar objetos cercanos, tal como se muestra en la Figura 10.

Figura 11. Normalización del mapa de disparidad. A la derecha el mapa de disparidad original y a la izquierda el mapa de disparidad normalizado



Fuente: Elaboración Propia

Figura 12. División de zonas de interés, ROI, zona 1



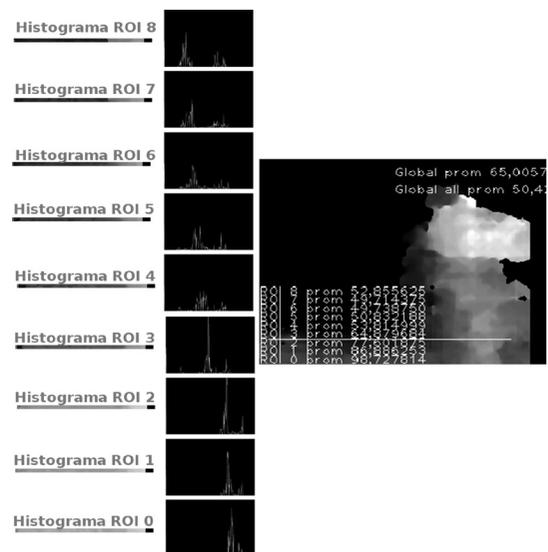
Fuente: Elaboración Propia

Una vez establecido un mapa de disparidad acoplado a los requerimientos del problema, se procede a delimitar las áreas de interés que surgen de las discontinuidades que puede generar el mapa de disparidad, debido a que los píxeles que representan objetos cercanos tienden a tomar un rango de valores similares a los del suelo que dificultan su delimitación. Por ello, se establece una zona de interés, que permite transigir una referencia constante de los objetos cercanos respecto al suelo, para lo cual, la zona se subdivide en 9 Regiones de Interés (ROI), cada una de las cuales tiene una longitud de 300 x 10 píxeles, que parten desde las coordenadas X=20, Y=150, tal como se ilustra en la Figura 11.

Cada una de las regiones de interés aporta información relevante acerca de todos los píxeles que se encuentran en ella. Por tanto, se calcula el histograma en cada segmento y, posteriormente, se encuentra el valor promedio de los píxeles de esa zona en cuestión, como se ilustra en la Figura 12, donde el ROI 0 es el primer segmento de la parte inferior y el 8

es el último de la parte superior. Así pues, se puede establecer una línea de horizonte que cambia dinámicamente que se origina de las condiciones exteriores, y logra las detecciones erróneas generadas por ruido, movimiento e intensidad de luz.

Figura 13. Regiones de Interés (ROI), cálculo de histogramas

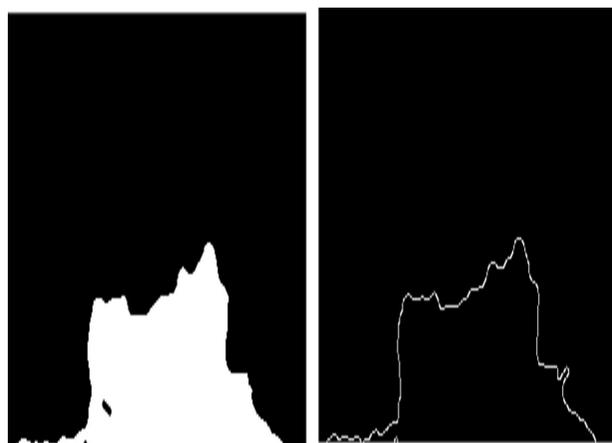


Fuente: Elaboración Propia

Una vez se ha obtenido un mapa de disparidad normalizado, con una línea de horizonte establecida, es necesario extraer los objetos encontrados en él; para ello se realiza una umbralización a partir de un límite (thresh) previamente determinado. Posteriormente se segmentan los contornos encontrados en la imagen, a partir de sus momentos, y así extraer los objetos encontrados. La Figura 13 ilustra el proceso:

Figura 14. Ejemplo de umbralización y contornos.

A la izquierda la imagen umbralizada, producto del mapa de disparidad. A la derecha los contornos encontrados en la misma imagen



Fuente: Elaboración Propia

Detección Final

Una vez realizado todo el proceso expuesto, en la Figura 14 se puede observar el resultado final del detector.

Figura 15. Detección final del algoritmo propuesto



Fuente: Elaboración Propia

Validación Dispositivo

Para evaluar el rendimiento general de detector de obstáculos y partiendo del diseño planteado para la contratación de hipótesis, se implementó una prueba a partir de escenarios con cierta complejidad. La idea principal era evaluar el dispositivo en entornos reales, que permitan determinar de manera eficaz el rendimiento del mismo, por ello se estableció un recorrido de dos kilómetros a lo largo del centro de la ciudad de Ibagué.

Los obstáculos del recorrido se identificaron con anterioridad para efectuar el correspondiente Ground Truth (cantidad de muestras reales). Así pues, se identificaron una cantidad total de 359 obstáculos, cabe aclarar que para elementos como las paredes se estableció rango de acción de la longitud de la casa o construcción a la que pertenecían, es decir, la pared de una casa equivale a un obstáculo; esto para facilitar la toma de datos y evitar interpretaciones ambiguas o poco objetivas. Igualmente, el recorrido se llevó a cabo con el dispositivo de

prueba (vídeo, anexo 1) que permitió capturar las muestras correspondientes para su posterior análisis. A partir de allí se obtuvieron los siguientes resultados.

Ground Truth: 359

Total, Reales Positivos = 328

Total, Reales Negativos = 31

Total, Falsos Positivos = 51 (detecciones erróneas a causa del ruido)

Tasa de Detección Global = Reales Positivos/Objetos GroundTruth

Tasa de Detección Global = $328/359 = 0,91$

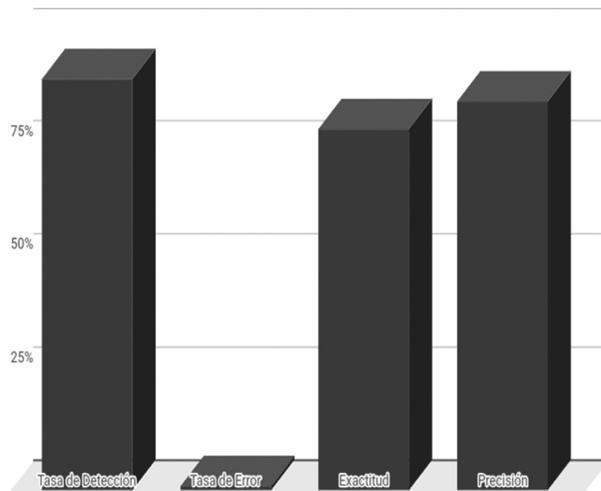
Tasa de Error = $1 - \text{Tasa de Detección Global} = 0,09$

Detecciones Totales = Total reales positivos + Total reales negativos + Falsos Positivos = $328+31+51 = 410$

Exactitud = Reales Positivos / Detecciones Totales = $328/410 = 0,80$

Presión = Reales Positivos/Reales Positivos + Falsos Positivos = $328/328+51 = 0,86$

Figura 16. Relación porcentaje, tasa de detección, tasa de error, exactitud y precisión



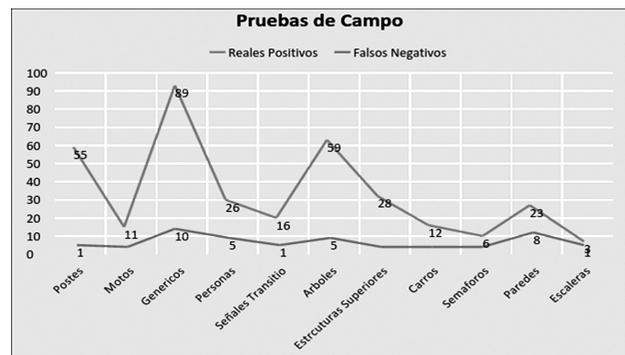
Fuente: Elaboración Propia

Por otra parte, los obstáculos se dividieron en 12 categorías y aunque todos se identifican de manera genérica, desde el punto de vista del dispositivo, esta división se realiza para interpretar mejor los resultados; a partir de las condiciones morfológicas de cada uno de ellos. Esto es un punto de partida para mejoras posteriores del dispositivo:

- Postes
- Motos
- Genéricos (arbustos, canecas, salientes, publicidad, etc.)
- Personas
- Señales de tránsito
- Árboles
- Estructuras superiores (obstáculos que se encuentren por encima de la cadera)
- Carros
- Semáforos
- Paredes
- Escaleras

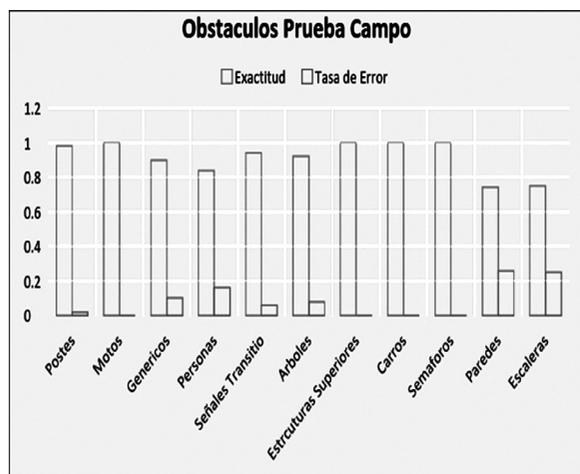
A partir de la misma metodología aplicada para el detector en sus valores globales, se calculó de forma separada la exactitud y la precisión para cada una de las categorías:

Figura 17. Gráfica de relación para los obstáculos encontrados entre los falsos negativos y los reales positivos



Fuente: Elaboración Propia

Figura 18. Relación de datos obstáculos, tasa de detección y tasa de error



Fuente: Elaboración Propia

De estos datos podemos resaltar la tasa de detección, que se encuentra por encima del 90 %, la exactitud al momento de encontrar los obstáculos está sobre el 80 % y la precisión está sobre el 86 %. Así mismo, cabe destacar que las pruebas se realizaron en entornos reales, y se deja un campo amplio de mejora que permita que el dispositivo sea más robusto y resistente a cambios del ambiente.

CONCLUSIONES

El sistema de detección de obstáculos evidenció ser robusto frente a la identificación de elementos grandes y a cortas distancias con relación al dispositivo. Por otra parte, al tener que mantener una línea de horizonte dinámica, el sistema tiende a perder obstáculos que estén a baja altura o en el suelo, como, por ejemplo, huecos, andenes y salientes pronunciadas; además de desniveles y vacíos en el piso. Igualmente, algunas partes del mapa de disparidad tienen un margen considerable de mejora, lo cual conlleva

a poseer mejores detecciones, más detalladas y con menor cantidad de ruido. Para ello se espera contar con un módulo de procesamiento más potente para trabajar con mayor resolución de imagen. También con la utilización de cámaras con estabilización óptica que contribuyan a eliminar ruido dentro de las detecciones, generado por el movimiento del usuario.

Como segunda fase de este estudio se espera perfeccionar el detector de obstáculos, así se integran distancias a los objetos encontrados y un módulo que le permita ser un sistema de realidad aumentada y, en este sentido, efectuar el reconocimiento de rostros, etiquetas, etc., adicionando un dispositivo GPS que apruebe guiar al usuario a puntos específicos.

REFERENCIAS

- Aldana Porras, J. (Productor). (2017). *Lazarillo digital* [https://www.youtube.com/watch?v=fu_DDIwp4T4]. Ibagué, Tolima.
- Alba, F., Castejón, M., González, A., Martínez de Pisón, J., Ordieres, J., Pernía, A., & Vergara, E. (2006). *Técnicas y algoritmos básicos de visión artificial*. Universidad de La Rioja: Servicio de Publicaciones.
- Alvarado, P. (2013). *Visión por Computador*. Recuperado de <http://www.ie.itcr.ac.cr/siplab/index.php/PabloAlvarado/MScVisi%C3%B3nPorComputador>
- Johnson, L., & Higgins, C. (2006). *A navigation aid for the blind using tactile-visual sensory substitution*. Recuperado de <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17945950>
- Khan, A., Moideen, F., López, J., Khoo, W., & Zhu, Z. (2006). KinDetect: Kinect Detecting Objects. *En Computers Helping People with Special Needs*, (LNCS7383), 588–595.
- Meers, S., & Ward, K. (2005). A Substitute Vision System for Providing 3D Perception and GPS Navigation via Electro-Tactile Stimulation. *En International Conference on Sensing Technology*, 551–556.
- Nalwa, V. S. (1993). *A Guided tour to computer vision*. Michigan, Estados Unidos: Addison- Wesley.
- Organización Nacional de Ciegos Españoles. (2011).

Discapacidad Visual y Autonomía personal. Madrid, España: IRC.

- Raducanu, B., Salas, J., & Terven, J. (2013). *Estado del Arte en Sistemas de Visión Artificial para Personas Invidentes*, *Sociedad Mexicana de Inteligencia Artificial*. Recuperado de: <http://refbase.cvc.uab.es/files/TSR2013a.pdf>
- Revuelta, Sanz, P. et al. (2013). ATAD: Una Ayuda Técnica para la Autonomía en el Desplazamiento. *Revista Española de Discapacidad*, I(2): 143-154. doi: [dx.doi.org/10.5569/2340-5104.01.02.09](https://doi.org/10.5569/2340-5104.01.02.09)
- Russell, S., Norvig, P. (2004). *Inteligencia Artificial. Un Enfoque Moderno*. Segunda Edición. Madrid, España: Pearson Educación S.A.
- Hernández García, R., García Reyes, E., Ramos Cózar, J., & Guil Mata, N. (2014). Modelos de representación de características para la clasificación de acciones humanas en video: estado del arte. *En Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 8(4), 21-51.
- Valveny, E., Varnell, M., & López, A. (2015). *Detección de Objetos*. Recuperado de <https://www.coursera.org/learn/deteccion-objetos/home/welcome>
- Velázquez R., Fontaine E., & Pissaloux, E. (2006). Coding the Environment in Tactile Maps for Real-Time Guidance of the Visually Impaired. *En IEEE International Symposium on MicroNano Mechanical and Human Science*, pp. 1– doi: 10.1109/MHS.2006.320235
- Zhang, Z. (1999). Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations. *En Computer Vision*. 1, pp. 666-673. doi: 10.1109/ICCV.1999.791289

Cómo referenciar este artículo

Aldana Porras, J. M., & Montes Mora, J. F. (2017). Sistema de navegación y exploración visual articulado por técnicas de inteligencia artificial, para la movilidad de personas en condición de discapacidad visual. *Revista Vía Innova*, 4(4), 22-36. doi: <https://doi.org/10.23850/2422068X.1178>