

# **EVALUACIÓN DE LA PERSISTENCIA DE PUNTOS DE INTERÉS DADOS POR SIFT, SURF, ORB Y GFTT BAJO MOVIMIENTO EN SUPERFICIES PLANARES**

*ASSESSMENT OF THE PERSISTENCE OF POINTS OF INTEREST GIVEN BY SIFT, SURF, ORB AND GFTT UNDER MOVEMENTS ON PLANAR SURFACES*

***Miguel Ángel Navarrete Sánchez***

Universidad Autónoma de Zacatecas, México  
*mnavarrete@uaz.edu.mx*

***Juvenal Villanueva Maldonado***

Universidad Autónoma de Zacatecas, México  
*jvillanueva@uaz.edu.mx*

***Jorge Ulises Muñoz Minjares***

Universidad Autónoma de Zacatecas, México  
*jmunoz@uaz.edu.mx*

***Antonio Marín Hernández***

Universidad Veracruzana, México  
*anmarin@uv.mx*

**Recepción:** 2/mayo/2020

**Aceptación:** 29/octubre/2020

## **Resumen**

En el área de la visión computacional y procesamiento de imágenes uno de los temas de mayor interés en la comunidad es la interpretación de escenas a partir de la extracción de puntos de interés. Existen muchos métodos y variantes para la extracción de estos puntos. Aquí los métodos SIFT (por sus siglas en inglés, Scale-Invariant Feature Transform, Transformación de características invariables a escala), el método SURF (Speeded-Up Robust Features, Características robustas aceleradas), el método ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF, BREVE Orientación rápida y brevemente rotada) y GFTT (Good Features To Track, Buenas características para rastrear) de extracción de puntos de interés serán estudiados. Dadas las diferencias entre los descriptores propios de cada método, se creó un descriptor compatible para los cuatro métodos. Permitiendo así, el realizar una

comparativa del rastreo de los puntos de interés bajo las mismas condiciones. Además de conocer el desempeño de la persistencia por cada método. Esto, con el objetivo de identificar cuáles son los métodos que conservan la mayor cantidad de puntos de interés ante el video de los movimientos de un dispositivo móvil autónomo bajo movimientos en el plano cartesiano.

**Palabras Clave:** Descriptores locales, Persistencia, Puntos de interés.

## **Abstract**

*In the area of computational vision and image processing one of the topics of the greatest interest in the community is the interpretation of motion scenes base on the extraction of points of interest. There are many methods and variants to extract these points. Here are the SIFT methods (Scale-Invariant Feature Transform), the SURF method (Speeded-Up Robust Features), the ORB method (Oriented FAST and Rotated BRIEF), BRIEF ORIENTED FAST and ROTATED) and GFTT (Good Features To Track) the extraction methods of Points of Interest (POI) will be studied. Given the differences between the descriptors of each method, a compatible descriptor was created for all four methods. So, the tracking comparison of POIs under the same conditions. Aiming know the persistence performance by each method. This, in order to identify the methods that retain the most points by using the video of movements of a mobile self employed device in the cartesian plane.*

**Keywords:** Local descriptors, Persistence, Tracking, Points of interest.

## **1. Introducción**

En el área de la visión computacional y procesamiento de imágenes uno de los temas de mayor interés en la comunidad es la interpretación de escenas o movimiento a partir de la extracción de puntos de interés. Existen muchos métodos y variantes para la extracción de estos puntos, y por ende su uso y beneficio está en función de las características de cada uno de ellos. Estos puntos de interés o puntos característicos han sido usados para múltiples propósitos.

La segmentación, clasificación y descripción de regiones u objetos son algunas de las tareas principales de los métodos de visión artificial [González 2002]. La

descripción es uno de los temas de mayor interés y en donde, es importante reducir de manera significativa el espacio de almacenamiento y procesamiento de imágenes particularmente en dispositivos móviles. El uso y selección de puntos de interés de la región a describir nos provee información condensada que puede usarse posteriormente [Yun, 2018].

Una considerable cantidad de literatura científica ha sido publicada sobre la detección de puntos de interés desde diversas perspectivas. Como es el caso de [Adel, 2014] donde proponen un sistema de unión de imágenes en tiempo real basado en la técnica de características ORB. Los autores comparan el rendimiento de su sistema propuesto con las técnicas basadas en características SIFT y SURF. En sus resultados consideran que el algoritmo ORB es el más rápido y necesita muy pocos requisitos de memoria.

Una investigación en la cual presentan un progreso reciente y los avances en la detección de características visuales se presenta en [Li, 2015]. Destacan los métodos de detección de características basados en el aprendizaje automático que identifican tendencias futuras y desafíos. La información se expone como un conjunto de datos de las secuencias de video. Que puede funcionar como banco de pruebas para una variedad de seguimiento relacionados con el problema. Además de una evaluación cuantitativa integral del seguimiento de la cámara visual basada en el descriptor del detector respecto a este banco de pruebas.

De la misma manera en [Tareen, 2018], se utilizan algoritmos individuales como una propuesta para detectores de características y descriptores. Se resaltan los pasos del mosaico de imágenes y se comparan los resultados y la imagen se alimenta como entrada. El método de extracción de características ORB con la técnica de fusión Alpha extrae las características de la imagen.

En condiciones de rotación, traslación y luz en [Rivera, 2019] se hace un análisis comparativo de algunos algoritmos de detectores de POIs. Este análisis lo hacen para decidir cuál de ellos es el mejor para una tarea específica.

Otro estudio de una comparación de rendimiento entre varios métodos clásicos de detección y descripción de puntos clave, es propuesto por [Bojanic, 2019]. Ellos consideraron los algoritmos clásicos: SIFT, SURF, ORB, FAST, BRISK, MSER,

HARRIS, KAZE, AKAZE, AGAST, GFTT, FREAK, BRIEF y RootSIFT. Además, analizaron el rendimiento de dos modelos recientes y en perspectiva de descriptores de detectores profundos, LF-Net y SuperPoint. En términos de los tiempos de ejecución de las implementaciones probadas, el modelo SuperPoint fue el más rápido.

Las investigaciones anteriores han demostrado que el procesamiento de imágenes no es nada sencillo. Debido a que la información contenida en una imagen puede ser excesiva, este problema se complica al procesarse una secuencia de imágenes obtenidas de un video. Por lo que es necesario hacer una detección de POIs específicos a través de diversos métodos.

El objetivo principal de este artículo es analizar las diferentes variantes de los métodos de extracción de puntos de interés para un flujo de imágenes (video) y analizar la persistencia de estos ante movimientos de un dispositivo móvil (autónomo a escala) bajo movimientos en el plano.

Cada uno de los métodos extrae puntos de interés específicos de acuerdo a sus características de selección, por lo que cada método obtiene diferentes puntos de interés. Cuatro métodos de extracción de puntos de interés serán estudiados: el método de SIFT (por sus siglas en inglés, Scale-Invariant Feature Transform) [Lowe, 2004, Awad, 2016], el método SURF (Speeded-Up Robust Features)[Bay, 2008, Awad, 2016], el método ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) [Ruble, 2011, Awad, 2016] y un método clásico basado en la detección de bordes llamado aquí GFTT (Good Features To Track) [Shi,1994, Awad, 2016]. Estos métodos se describirán brevemente en la próxima sección. Dadas las diferencias entre los descriptores propios de cada método, se creó un descriptor compatible con los cuatro métodos mencionados. Permitiendo así, el realizar una comparativa de seguimiento de los puntos de interés bajo las mismas condiciones. Además de conocer el desempeño de la persistencia por cada método. Esto, con la finalidad de identificar cuáles son los métodos que conservan la mayor cantidad de puntos de interés, para nuestro problema particular de movimiento planar. Esta información es necesaria para la estimación de movimiento, así como para la reconstrucción de la escena en donde navegó nuestro vehículo.

## 2. Métodos

Como ya se mencionó en la sección anterior los métodos utilizados SIFT, SURF, ORB y GFTT, nos proporcionan puntos que por sus características son sobresalientes. Sin embargo, como ha sido establecido previamente, en este trabajo se busca estudiar cuál conjunto de puntos extraídos por estos métodos se conservan mayor a lo largo de un conjunto de imágenes consecutivas provenientes de un flujo de video. Particularmente nos enfocamos en flujos de video provenientes de movimientos en el plano horizontal de manera similar a los movimientos de un auto en dicho plano. Para ello se llevó la secuencia de pasos, figura 1.

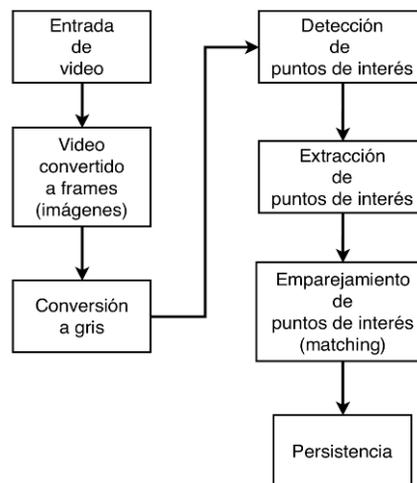


Figura 1 Esquema general de proceso de seguimiento de puntos de interés.

### Pasos del proceso de seguimiento de puntos de interés

Cada paso se describe a continuación:

- *Entrada de video.* La adquisición de la información es a través de hacer la captura del entorno por medio de una videocámara, figura 2.
- *Video convertido a frames (imágenes).* Una vez obtenido el vídeo, se fragmenta y se obtienen cada uno de las imágenes que lo componen.
- *Conversión a gris.* Para el procesamiento de cada una de las imágenes, este puede hacerse de dos maneras, a color o en escala de grises. El trabajar con una imagen a color requiere de mayor procesamiento de recursos computacionales para hacer la caracterización. Ya que se manejan tres

colores, teniendo que realizar el procesado para cada uno de ellos. Para reducir en gran medida este procesamiento se optó por trabajar con tono de grises, permitiendo así que el procesamiento sea más rápido.



Figura 2 Imagen número 68 de la secuencia de video.

- *Detección de puntos de interés.* En este punto cada uno de los métodos es utilizado sobre la secuencia de imágenes en tono de grises. Cada método detecta los puntos de interés sobre cada una de las imágenes y son mostrados en su imagen a color respectivamente, ver figura 3. Y como se ha estado mencionando no fue necesario utilizar los descriptores de los métodos.
- *Extracción de puntos de interés.* Esta acción es solo el almacenado de los puntos de interés identificados conjuntamente con la imagen que los contiene.
- *Emparejamiento de puntos de interés (coincidencia).* En esta actividad se concentra nuestro trabajo porque describe todo lo realizado sobre el seguimiento y el emparejamiento de los puntos de interés de una imagen con los puntos de interés en otra, permitiendo obtener la persistencia:
  - ✓ La persistencia se obtiene buscando cada uno de los puntos de interés de la primera imagen, en la siguiente imagen consecutiva. Analizando toda la secuencia hasta el final; dicho de otra manera, se realiza una comparativa secuencial entre pares de imágenes, por ejemplo: la

primera con la segunda, la segunda con la tercera, la tercera, con la cuarta y así sucesivamente hasta terminar con la totalidad de las imágenes a realizar.

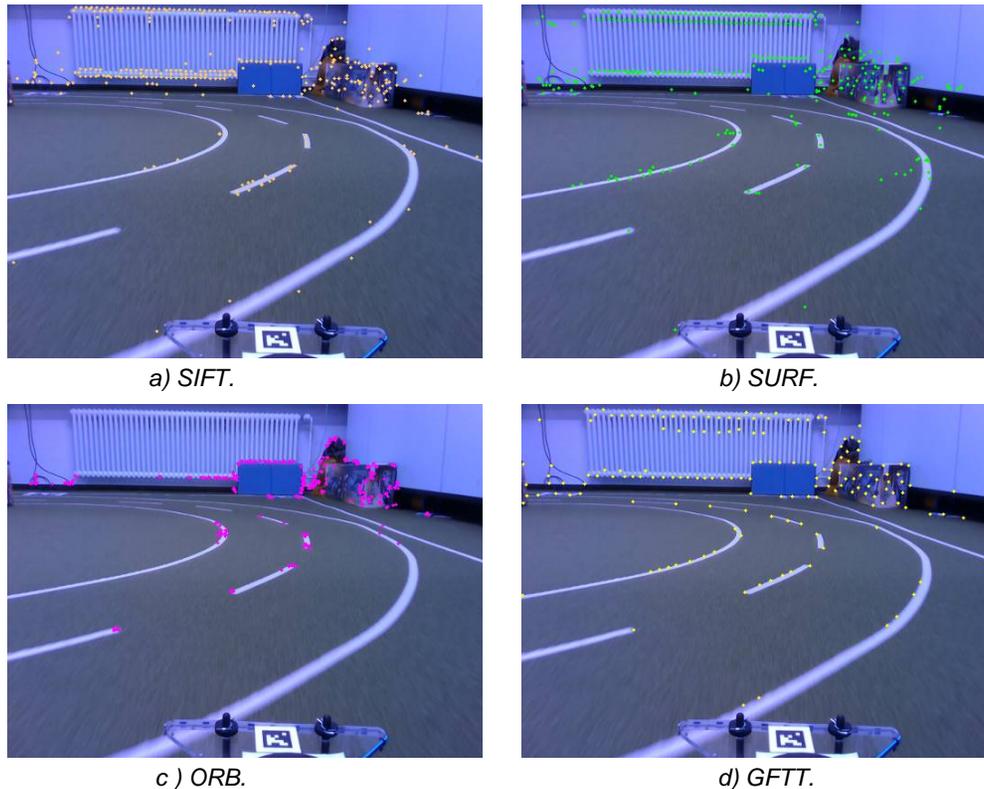


Figura 3 Imagen (No. 68) con puntos de interés por método.

- ✓ Se establecen los parámetros de entrada como lo son:
  - Método por utilizar, solo puede ser uno (Sift, Surf, Orb, Gfft).
  - Especificación del tamaño de la máscara, solo puede ser uno de los siguientes 3, 5, 7, 9, 11.
  - Rango de imágenes. Esto es nombre de imagen inicial hasta nombre de imagen final, por ejemplo imagen1 hasta imagen 100 o imagen 10 hasta imagen 11 consecutivamente.
  - Nombre de la carpeta de almacenamiento, en la cual se guarda, el resultado de la persistencia en un formato de archivo de Excel y como se muestra en la tabla 1.
- ✓ En cada comparación se hace lo que se indica en algoritmo de figura 4.

**Algoritmo 1:**

- 1 Se extrae el punto de interés a buscar ( $P_i b$ ) y su descriptor central ( $D_p x$ )1.
- 2 El  $P_i b$  se inserta en su posición ( $x, y$ ) sobre la imagen 2.
- 3 Se buscan  $P_i b$  de la segunda imagen. Creando una Lista si umbral=30, de distancia de radio.
- 4 A cada  $P_i b$  de la lista de vecinos, se aplica el descriptor ( $D_p x$ )2, y se compara con el descriptor ( $D_p x$ )1, Correlación.
- 5 Se selecciona el  $P_i$  que contenga la correlación menor de toda la lista, siendo este el punto más parecido ( $P_{to} + p$ ).
- 6 Se almacena ( $P_{to} + p$ ) en un archivo.
- 7 Se regresa al paso 1, hasta que se analicen todos los  $P_i$  de la imagen 1.

Figura 4 Algoritmo 1 Seguimiento de persistencia.

- ✓ Se pasa al siguiente par de imágenes, repitiendo desde el paso 3. Esto hasta terminar con la secuencia total de imágenes que se establecieron al inicio del proceso.
- *Persistencia*. Finalmente se obtiene el rastreo de la persistencia, esta es almacenada en archivos para un posterior análisis.

Es importante hacer notar en este punto, que para poder hacer el análisis se usan las mismas secuencias de video para cada uno de los métodos y eso es el motivo principal por el cual el video ha sido segmentado en la secuencia de todas las imágenes que lo componen. Para entender de la mejor manera los métodos que se utilizaron en el presente trabajo, a continuación, se presenta una breve descripción de cada uno de ellos:

- *SIFT*. Se presenta en cuatro etapas según [Lowe, 2004]. La primera utiliza una función Gauss para identificar posibles puntos de interés, que son invariables a la escala y orientación. La segunda selecciona en función de las medidas de su estabilidad y la localización de los puntos de interés. La tercera en función de las direcciones del gradiente de la imagen local asigna una o más orientaciones a cada ubicación de punto de interés. La cuarta es el descriptor del punto de interés, se miden en la escala seleccionada en la región alrededor de cada punto de interés y se consiguen los gradientes de imagen locales. Estos se transforman en una representación que permite niveles significativos de distorsión de forma local y cambio en la iluminación [Ansari, 2019, Karami, 2017, Awad, 2016].

- **SURF**. Considerado más rápido que SIFT, ya que sus puntos de interés contienen menos descriptores. Supera los esquemas con respecto a la repetitividad, el carácter distintivo y la solidez, pero puede calcularse y compararse mucho más rápido. Esto se logra confiando en imágenes integrales para convoluciones de imagen; aprovechando las fortalezas de los principales detectores y descriptores existentes (específicamente, utilizando una medida basada en matriz de Hesse para el detector y un descriptor basado en la distribución). Es uno de los métodos más utilizados para la extracción de puntos de interés en imágenes [Ansari, 2019, Karami, 2017, Awad, 2016, Bay, 2008].
- **ORB**. Es un detector de características y descriptor local basado en cadenas binarias. Depende de un número relativamente pequeño de pruebas de diferencia de intensidad para representar un parche de la imagen como una cadena binaria. La construcción y coincidencia de esta característica local es rápida y funciona bien siempre que no se requieren rotaciones invariantes grandes en el lugar [Roblee, 2011, Awad, 2016, Karami, 2017].
- **GFTT**. Muestra que se pueden encontrar características con buenas propiedades de textura al optimizar la precisión del rastreador. Extrae las esquinas más prominentes de la imagen donde se calcula la medida de la calidad de la esquina en cada píxel. Luego se aplica una supresión no máxima. Las esquinas con una calidad inferior a un cierto umbral se rechazan y las esquinas restantes se ordenan por la medida de calidad en orden descendente, cada esquina para la que hay una esquina más fuerte a una distancia inferior a un umbral se desecha [Shi, 1994, Awad, 2016].

### **3. Resultados**

Se aplicaron los métodos SIFT, SURF, ORB y GFTT, para la detección y extracción de los puntos de interés a una misma secuencia de imágenes, compuesta por 283 imágenes. Para entender los resultados que se obtuvieron para cada uno de los métodos. Explicamos primeramente los resultados de SIFT. Por cuestiones de cantidad de resultados, se extrajo una pequeña muestra cómo se

puede ver en tabla 1. Se muestran los resultados para cinco pares de imágenes de la secuencia, desde la imagen 65 hasta la 69 para el método de SIFT. Estas mismas medidas se hicieron en el experimento para cada uno de los métodos y para la secuencia completa de imágenes.

Tabla 1 Persistencia de imágenes consecutivas mediante el método SIFT.

$N_i - N_{i+1}$	$T_{pt}$	$P_{er}$	$P_{or}$	$D_e$
65 - 66	394	392	99	2
66 - 67	365	348	95	17
67 - 68	322	309	95	13
68 - 69	314	299	95	15
69 - 70	250	241	96	9

De manera general se explica una de las tablas, por el hecho de que todas muestran contenidos similares. Pero difieren en resultados porque cada búsqueda de persistencia le corresponde a cada uno de los métodos. La información que proporcionan las tablas es concerniente al total de persistencia, de los puntos de interés de una imagen con respecto a la siguiente imagen, con el mismo método utilizado. Que a su vez son parte de una secuencia de imágenes que representan el video pregrabado. Cada uno de los métodos utilizados detecto una cierta cantidad de puntos de interés diferentes en cada imagen.

En la tabla 1 la variable  $N_i - N_{i+1}$  muestra el número de imagen de la cual se extrajo los puntos de interés (valor lado izquierdo) y del lado derecho, el número de la imagen siguiente. La variable  $T_{pt}$  muestra la cantidad de puntos de interés detectados por este método de la primera imagen; la variable  $P_{er}$  ilustra la cantidad de puntos que coincidieron con los puntos detectados en la siguiente imagen, esto es a lo que llamamos "Persistencia". La variable  $P_{or}$  proporciona el porcentaje del total de la persistencia de acuerdo con la variable  $P_{er}$ . Y por último la variable  $D_e$  muestra el total de puntos no encontrados o que se perdieron durante la búsqueda, por cada par de imágenes. Como parte complementaria de esta prueba se presenta en figura 5 la gráfica correspondiente al método SIFT. Donde se observan los apareamientos. En eje Y, se muestra la cantidad de puntos de interés apareados y en X secuencia de pares de imágenes.

En la figura 5 la persistencia muestra desde el comienzo inconsistencias muy notables, posteriormente empieza a mejorar un poco sin embargo vuelve a ser inconsistente como se puede observar durante el transcurso de la secuencia de imágenes.

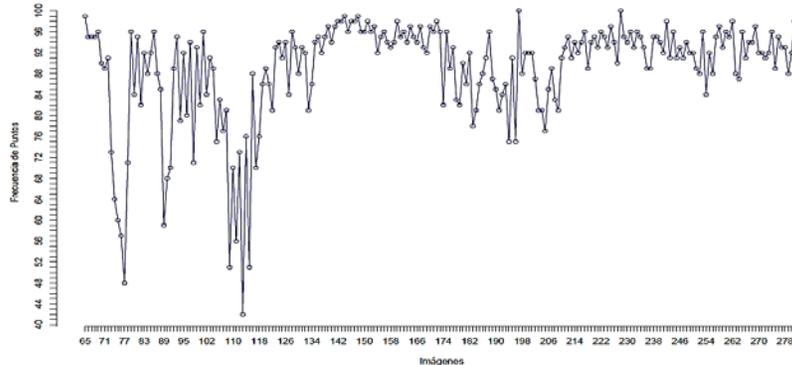


Figura 5 Comportamiento de persistencia del método SIFT.

#### 4. Discusión

En esta sección mostramos los resultados de los demás métodos con sus respectivos resultados. De igual manera sobre las mismas cinco imágenes iniciales consecutivas como se ilustran en tablas 2, 3 y 4. Pertenecientes a un video adquirido desde un dispositivo móvil (auto autónomo a escala) bajo movimientos en el plano cartesiano.

Tabla 2 Persistencia de imágenes consecutivas mediante el método SURF.

$N_i - N_{i+1}$	T_pt	P_er	P_or	D_e
65 – 66	395	394	99	1
66 – 67	379	374	98	5
67 – 68	341	322	94	19
68 – 69	308	286	92	22
69 – 70	249	176	70	73

Tabla 3 Persistencia de imágenes consecutivas mediante el método ORB.

$N_i - N_{i+1}$	T_pt	P_er	P_or	D_e
65 – 66	336	336	100	0
66 – 67	330	328	99	2
67 – 68	310	306	98	4
68 – 69	292	291	99	1
69 – 70	295	282	95	13

Tabla 4 Persistencia de imágenes consecutivas mediante el método GFTT.

$N_i - N_{i+1}$	T_pt	P_er	P_or	D_e
65 – 66	248	212	85	36
66 – 67	174	174	94	10
67 – 68	164	143	87	21
68 – 69	127	117	92	10
69 – 70	118	109	92	9

También se puede apreciar la persistencia por cada uno de los métodos en las figuras 6, 7 y 8 respectivamente. En el eje Y, se muestra la cantidad de puntos de interés apareados y en X la secuencia de pares de imágenes.

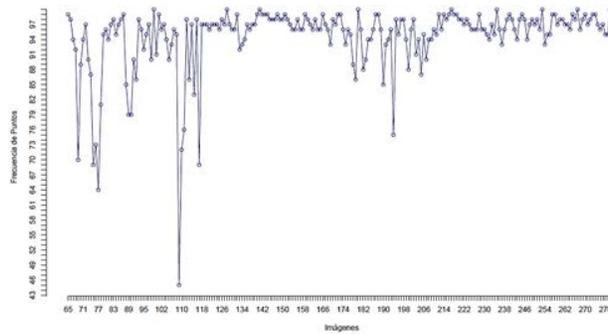


Figura 6 Comportamiento de persistencia del método SURF.

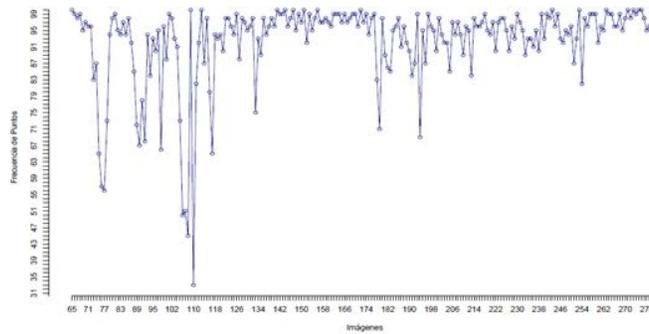


Figura 7 Comportamiento de persistencia del método ORB.

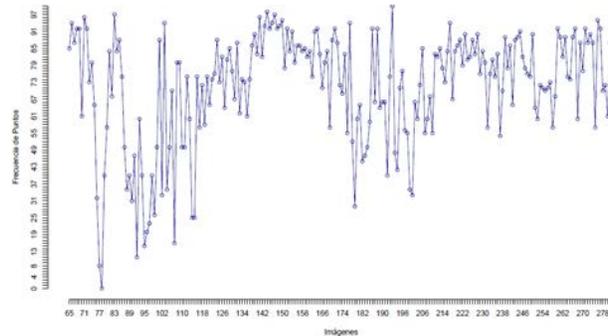


Figura 8 Comportamiento de persistencia del método GFTT.

En la figura 6 los resultados muestran la persistencia que al inicio es inconsistente, posteriormente empieza a normalizarse con pocas variaciones mejorando la persistencia constantemente. Los resultados de las pruebas realizadas con el método ORB y se ilustran en la tabla 3 y figura 7. Las evaluaciones de la persistencia del método ORB en la figura 6, muestran que se tiene una breve inconsistencia al inicio y conforme avanza se va regularizando o mejorando la persistencia. Algo similar sucede con los resultados del método SURF. Para los resultados del método GFTT, es muy notorio la persistencia en la figura 7, ya que la inconsistencia es constante durante toda la secuencia de imágenes, haciendo notar una pérdida en la persistencia bastante considerable y un comportamiento inestable. En tabla 5, se ilustra un resumen de nuestros resultados. Donde la variable  $N_a$  es el número de imágenes analizadas. La variable  $T_{pts}$  es el total de puntos de las cinco imágenes analizadas. La persistencia total de las cinco imágenes está dada por la variable  $T_{pe}$ . La variable  $P_m$  nos representa el promedio general del análisis.

Tabla 5 Promedio de persistencia sobre las primeras 5 imágenes.

Método	$N_a$	$T_{pts}$	$T_{pe}$	$P_m$	$D_e$
SIFT	5	1645	1589	96	56
SURF	5	1672	1552	90.6	120
ORB	5	1563	1543	<b>98.2</b>	20
GFTT	5	831	755	90	86

Como se indica la tabla 5, la mejor representación de persistencia es proporcionada por el método ORB, para esta pequeña muestra de imágenes con un promedio de 98.2 y un mínimo de 20 desapariciones.

## 5. Conclusiones

En la literatura existente se ha señalado la importancia de los métodos para detectar y extraer puntos de interés. Estos métodos permiten identificar puntos de interés exclusivos y selectivos. Sin embargo y a pesar de que cada uno de estos métodos se enfocan en la detección de una o más características particulares, se requiere un estudio para casos particulares como el presentado para establecer cuál

método es mejor bajo un conjunto particular de condiciones. Para la evaluación se propuso un descriptor local general, el cual arrojó los resultados expuestos. Logrando con ello un buen seguimiento de los puntos de interés y la evaluación de la persistencia para cada par de imágenes. De igual manera se presenta un margen de error que lo llamamos desaparición y por lo expuesto en nuestros resultados, es muy bajo y que está representado por la variable  $D_e$ . Sin embargo, analizando los resultados en conjunto el comportamiento de cada uno de los métodos con referencia a toda la secuencia de imágenes analizadas nos indica como la persistencia de los métodos SURF y ORB empieza a tener una estabilización con poca pérdida a partir de la mitad de la secuencia de imágenes propuesta. Por lo que estos dos métodos son considerados al menos para nuestro caso los mejores basado en su comportamiento de persistencia. Como trabajo futuro se analizarán las estructuras generadas por estas secuencias de pares de puntos, para la extracción de la estructura del ambiente intrínseca en los movimientos de sus puntos de interés. Esto servirá para hacer una navegación autónoma segura de un vehículo en contextos urbano.

## **6. Bibliografía y Referencias**

- [1] Rivera, F. J. V., Vargas, D. M., & Ruíz, M. Á. (2019). Comparative Analysis of Interest Point Detectors Algorithms on Robotic Operative System. *Research in Computing Science*, 148, 55-64.
- [2] González, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing*. 2nd edn Prentice Hall. New Jersey, 793.
- [3] Yun, Q. (2018). *Image Aad Video Compression for Multimedia Engineering: Fundamentals, Algorithms, and... Standards*. crc Press.
- [4] Adel, E., Elmogy, M., & Elbakry, H. (2014, December). Real time image mosaicing system based on feature extraction techniques. In *2014 9th International Conference on Computer Engineering & Systems (ICCES)* (pp. 339-345). IEEE.
- [5] Li, Y., Wang, S., Tian, Q., & Ding, X. (2015). A survey of recent advances in visual feature detection. *Neurocomputing*, 149, 736-751.

- [6] Tareen, S. A. K., & Saleem, Z. (2018, March). A comparative analysis of sift, surf, kaze, akaze, orb, and brisk. In 2018 International conference on computing, mathematics and engineering technologies (iCoMET) (pp. 1-10). IEEE.
- [7] Bojanić, D., Bartol, K., Pribanić, T., Petković, T., Donoso, Y. D., & Mas, J. S. (2019, September). On the Comparison of Classic and Deep Keypoint Detector and Descriptor Methods. In 2019 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA) (pp. 64-69). IEEE.
- [8] Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2), 91-110.
- [9] Ansari, S. (2019, February). A Review on SIFT and SURF for Underwater Image Feature Detection and Matching. In 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT) (pp. 1-4). IEEE.
- [10] Awad, A. I., & Hassaballah, M. (2016). Image feature detectors and descriptors. *Studies in Computational Intelligence*. Springer International Publishing, Cham.
- [11] Shi, J. (1994, June). Good features to track. In 1994 Proceedings of IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 593-600). IEEE.
- [12] Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2008). Speeded-up robust features (SURF). *Computer vision and image understanding*, 110(3), 346-359.
- [13] Karami, E., Prasad, S., & Shehata, M. (2017). Image matching using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: performance comparison for distorted images. arXiv preprint arXiv:1710.02726.
- [14] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011, November). ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF. In 2011 International conference on computer vision (pp. 2564-2571). Ieee.