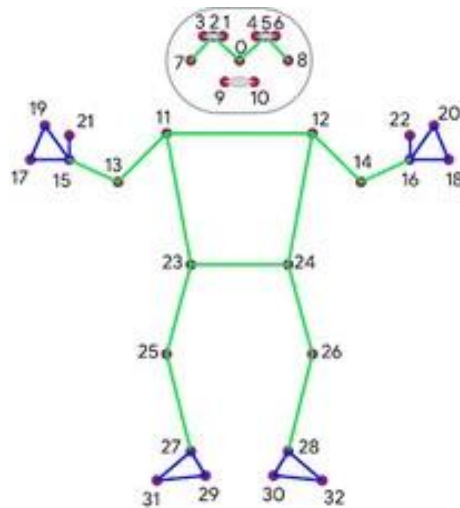


## REGIONES DE INTERÉS (KEYPOINTS)

### INVESTIGACIÓN



- |                    |                            |
|--------------------|----------------------------|
| 0. nose            | 17. right pinky knuckle #1 |
| 1. right eye inner | 18. left pinky knuckle #1  |
| 2. right eye       | 19. right index knuckle #1 |
| 3. right eye outer | 20. left index knuckle #1  |
| 4. left eye inner  | 21. right thumb knuckle #2 |
| 5. left eye        | 22. left thumb knuckle #2  |
| 6. left eye outer  | 23. right hip              |
| 7. right ear       | 24. left hip               |
| 8. left ear        | 25. right knee             |
| 9. mouth right     | 26. left knee              |
| 10. mouth left     | 27. right ankle            |
| 11. right shoulder | 28. left ankle             |
| 12. left shoulder  | 29. right heel             |
| 13. right elbow    | 30. left heel              |
| 14. left elbow     | 31. right foot index       |
| 15. right wrist    | 32. left foot index        |
| 16. left wrist     |                            |

Carrera

**Ingeniería en Software**

Semestre y Grupo

**4 D**

Presenta (n)

**Mendoza López Maximiliano Alexander**

Manzanillo Colima, a 22 de marzo de 2024

## INTRODUCCIÓN

Las Regiones de Interés (ROI, por sus siglas en inglés) son una parte fundamental en el procesamiento de imágenes. Una ROI es una parte específica de una imagen que se desea filtrar o procesar de alguna manera.

En términos técnicos, una ROI se puede representar como una máscara binaria. En esta máscara, los píxeles que pertenecen a la ROI tienen el valor 1, y los que se sitúan fuera de la ROI tienen el valor 0.

Las ROIs pueden tener diversas formas, como círculos, elipses, polígonos, rectángulos y formas trazadas a mano alzada<sup>1</sup>. Una vez creados los objetos, se puede cambiar su forma, posición, apariencia y comportamiento.

Las regiones de interés (ROIs) desempeñan un papel crucial en una amplia gama de aplicaciones de procesamiento de imágenes y visión por computadora. Estas son algunas de las formas en que se utilizan las ROIs en diversos campos:

- **Segmentación de Objetos:** En tareas de segmentación de imágenes, las ROIs se utilizan para identificar y aislar objetos específicos dentro de una escena. Esto puede incluir la segmentación de células en biología celular, la identificación de vehículos en aplicaciones de tráfico, o la extracción de características faciales en reconocimiento facial.
- **Medicina y Diagnóstico:** En medicina, las ROIs son fundamentales para analizar imágenes médicas, como resonancias magnéticas (RM), tomografías computarizadas (TC) o imágenes de ultrasonido. Al delinear las regiones de interés, los médicos pueden centrarse en áreas específicas de interés para el diagnóstico y el seguimiento de enfermedades.
- **Análisis de Texturas y Características:** En aplicaciones de análisis de texturas, como en el control de calidad de productos, las ROIs se utilizan para extraer características específicas de áreas de interés. Esto puede incluir la identificación de defectos en superficies o la caracterización de la textura en materiales.
- **Seguimiento y Reconocimiento de Movimiento:** En aplicaciones de seguimiento de objetos en vídeo, las ROIs se utilizan para delimitar áreas donde se espera que ocurran cambios significativos. Esto puede ser útil en sistemas de vigilancia para detectar movimiento en áreas específicas o en aplicaciones de seguimiento de objetos en tiempo real.
- **Realidad Aumentada y Gráficos por Computadora:** En el campo de la realidad aumentada, las ROIs se utilizan para superponer información digital en áreas específicas del mundo real. Esto permite crear experiencias interactivas donde la

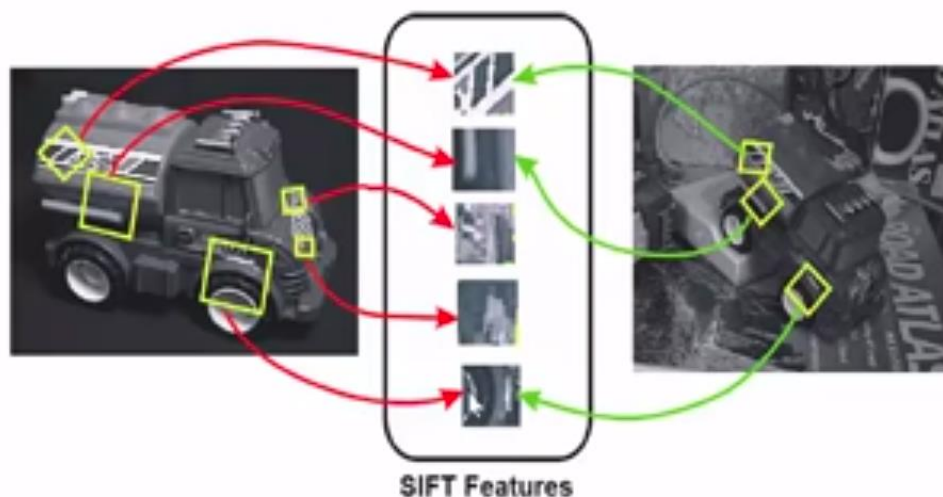
información virtual se integra con el entorno físico.

- **Procesamiento de Imágenes en Tiempo Real:** En sistemas que requieren un procesamiento de imágenes en tiempo real, como en vehículos autónomos o robots, las ROIs se utilizan para reducir la carga computacional al enfocar el procesamiento en áreas críticas de la imagen.

En conclusión, las ROIs son una herramienta versátil y poderosa en el procesamiento de imágenes, que se utiliza en una amplia gama de aplicaciones para enfocar el análisis y el procesamiento en áreas específicas de interés dentro de una imagen o secuencia de imágenes. Su capacidad para delimitar regiones de interés juega un papel fundamental en la extracción de información significativa y en la mejora de la eficiencia de los sistemas de visión por computadora.

## DESARROLLO

### Scale Invariant Feature Transform (SIFT)



El algoritmo Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) es un método en visión por computadora para detectar y describir características locales en imágenes<sup>1</sup>. Fue inventado por David Lowe en 1999.

El algoritmo SIFT realiza las siguientes operaciones principales:

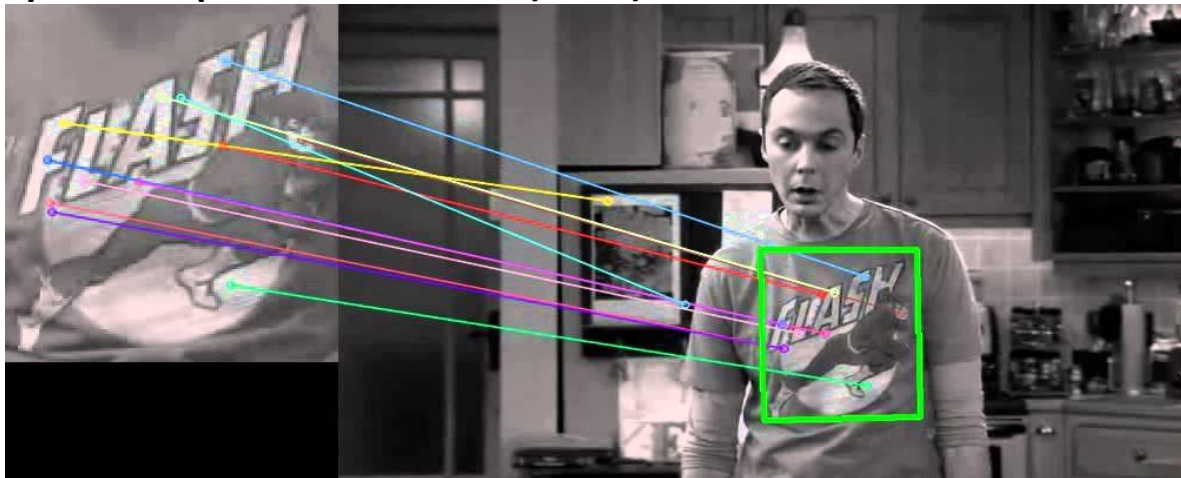
1. **Detección de puntos clave:** SIFT comienza identificando ubicaciones clave en la imagen, que son invariantes a escala y orientación. Estos puntos clave son generalmente ubicados en regiones de alto contraste en la imagen.

2. **Asignación de orientación:** Para cada punto clave detectado, SIFT asigna una o más orientaciones basadas en los gradientes de la imagen local.
3. **Descripción de puntos clave:** Luego, SIFT genera un descriptor para cada punto clave y su orientación. Este descriptor es una representación de la apariencia local de la imagen alrededor del punto clave, que es invariante a escala, orientación e iluminación.
4. **Coincidencia de puntos clave:** Finalmente, SIFT compara los descriptores de puntos clave entre diferentes imágenes para identificar características correspondientes.

Las aplicaciones de SIFT incluyen reconocimiento de objetos, mapeo y navegación robótica, costura de imágenes, modelado 3D, reconocimiento de gestos, seguimiento de video, identificación individual de vida silvestre y movimiento de coincidencia.

Es importante mencionar que aunque el algoritmo SIFT estaba previamente protegido por una patente, su patente expiró en 2020.

## Speeded Up Robust Features (SURF)



Las Características Robustas Aceleradas (SURF, por sus siglas en inglés) es un algoritmo de detección y descripción de características locales en imágenes<sup>1</sup>. Fue presentado por Herbert Bay, Tinne Tuytelaars y Luc Van Gool en la Conferencia Europea de Visión por Computadora de 2006.

El algoritmo SURF se basa en los mismos principios y pasos que SIFT, pero con detalles diferentes en cada paso. El algoritmo tiene tres partes principales:

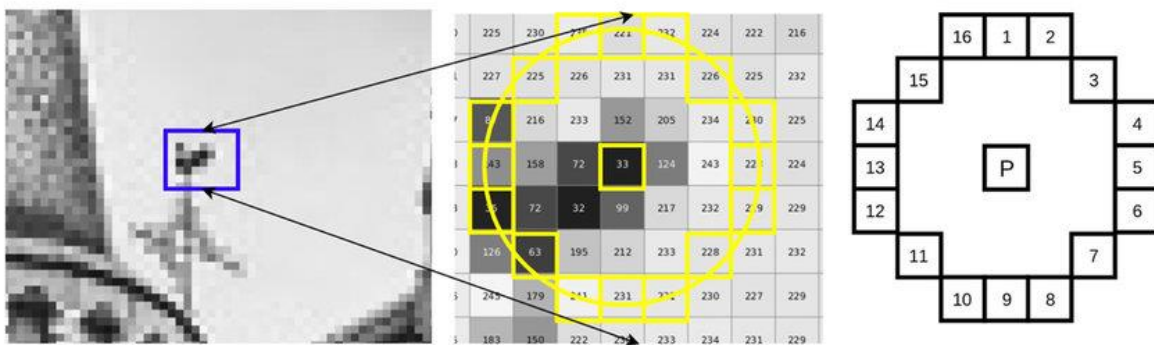
1. **Detección de puntos de interés:** SURF utiliza una aproximación entera del detector de blobs del determinante de la matriz Hessiana, que puede ser calculada con 3 operaciones enteras usando una imagen integral precalculada.
2. **Descripción del vecindario local:** Para cada punto de interés detectado, SURF genera un descriptor basado en la suma de la respuesta de la onda Haar alrededor del punto de interés. Estos también pueden ser calculados con la ayuda de la imagen integral.

3. **Emparejamiento:** Finalmente, SURF compara los descriptores de puntos de interés entre diferentes imágenes para identificar características correspondientes.

El algoritmo SURF es varias veces más rápido que SIFT y, según sus autores, es más robusto contra diferentes transformaciones de imagen que SIFT1. Se puede utilizar para tareas como reconocimiento de objetos, registro de imágenes, clasificación o reconstrucción 3D.

Es importante mencionar que aunque el algoritmo SURF estaba previamente protegido por una patente, su patente expiró en 2020.

## Features from Accelerated Segment Test (FAST)



Las Características de la Prueba de Segmento Acelerado (FAST, por sus siglas en inglés) es un algoritmo de detección de esquinas que se utiliza para extraer puntos de interés en el procesamiento de imágenes. Fue desarrollado por Edward Rosten y Tom Drummond en 2006.

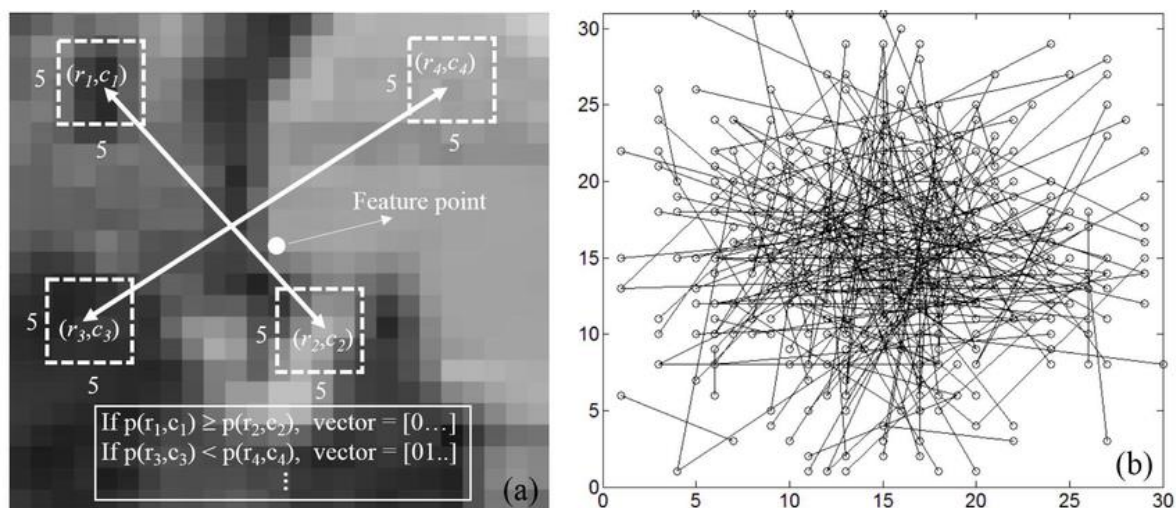
El algoritmo FAST tiene tres partes principales:

1. **Detección de puntos de interés:** FAST utiliza un círculo de 16 píxeles para clasificar si un punto candidato  $p$  es realmente una esquina. Si un conjunto de  $N$  píxeles contiguos en el círculo son todos más brillantes que la intensidad del píxel candidato  $p$  (denotado por  $I_p$ ) más un valor de umbral  $t$ , o todos son más oscuros que la intensidad de  $p$  menos el valor de umbral  $t$ , entonces  $p$  se clasifica como esquina.
2. **Descripción del vecindario local:** Para cada punto de interés detectado, FAST genera un descriptor basado en la suma de la respuesta de la onda Haar alrededor del punto de interés. Estos también pueden ser calculados con la ayuda de la imagen integral.
3. **Emparejamiento:** Finalmente, FAST compara los descriptores de puntos de interés entre diferentes imágenes para identificar características correspondientes.

El algoritmo FAST es muy eficiente en términos de velocidad de cálculo, lo que lo hace adecuado para aplicaciones de procesamiento de video en tiempo real. A pesar de su

velocidad, FAST sigue siendo robusto y preciso, lo que lo hace útil en una variedad de aplicaciones de visión por computadora.

## Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF)



Las Características Binarias Robustas Independientes Elementales (BRIEF, por sus siglas en inglés) es un método de descripción de características locales en imágenes. Fue presentado por Michael Calonder, Vincent Lepetit, Christoph Strecha y Pascal Fua.

El algoritmo BRIEF se basa en los mismos principios y pasos que SURF, pero con detalles diferentes en cada paso. El algoritmo tiene tres partes principales:

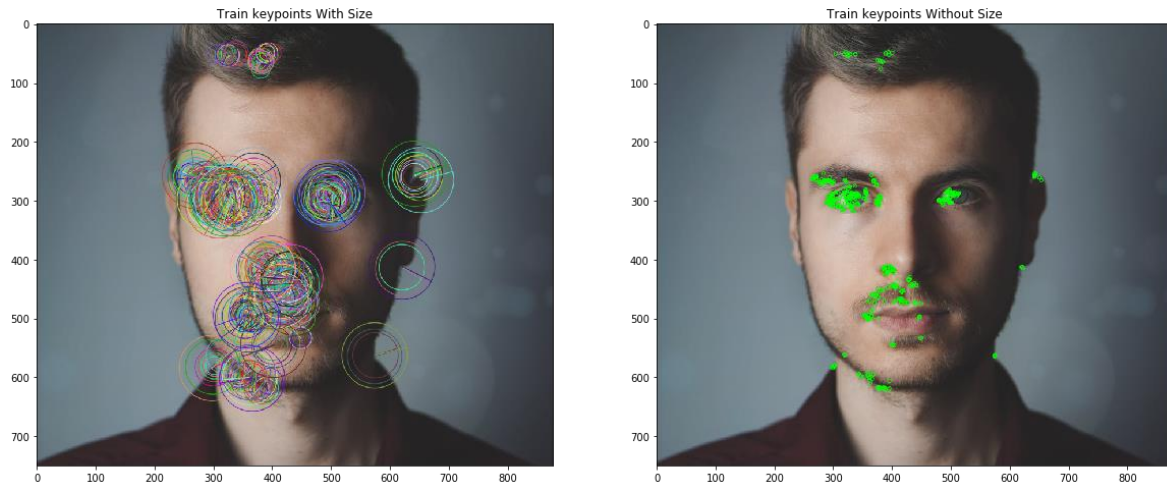
1. **Detección de puntos de interés:** BRIEF utiliza cadenas binarias como un descriptor eficiente de puntos de interés. Los bits individuales se obtienen comparando las intensidades de pares de puntos.
2. **Descripción del vecindario local:** Para cada punto de interés detectado, BRIEF genera un descriptor basado en la suma de la respuesta de la diferencia de intensidad alrededor del punto de interés. Estos también pueden ser calculados con la ayuda de la imagen integral.
3. **Emparejamiento:** Finalmente, BRIEF compara los descriptores de puntos de interés entre diferentes imágenes para identificar características correspondientes.

El algoritmo BRIEF es varias veces más rápido que SURF y, según sus autores, es más robusto contra diferentes transformaciones de imagen que SURF. Se puede utilizar para tareas como reconocimiento de objetos, registro de imágenes, clasificación o reconstrucción 3D.

Es importante mencionar que aunque el algoritmo BRIEF estaba previamente protegido por una patente, su patente expiró en 2020.



## Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)



Las Características de Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB, por sus siglas en inglés) es un algoritmo de detección y descripción de características locales en imágenes. Fue presentado por Ethan Rublee, Vincent Rabaud, Kurt Konolige y Gary R. Bradski en 2011.

El algoritmo ORB se basa en los mismos principios y pasos que SURF, pero con detalles diferentes en cada paso. El algoritmo tiene tres partes principales:

1. **Detección de puntos de interés:** ORB utiliza el detector de puntos clave FAST para encontrar puntos clave, luego aplica la medida de esquina de Harris para encontrar los N puntos principales entre ellos. También utiliza una pirámide para producir características de múltiples escalas.
2. **Descripción del vecindario local:** Para cada punto de interés detectado, ORB genera un descriptor basado en la suma de la respuesta de la onda Haar alrededor del punto de interés. Estos también pueden ser calculados con la ayuda de la imagen integral.
3. **Emparejamiento:** Finalmente, ORB compara los descriptores de puntos de interés entre diferentes imágenes para identificar características correspondientes.

El algoritmo ORB es varias veces más rápido que SURF y, según sus autores, es más robusto contra diferentes transformaciones de imagen que SURF. Se puede utilizar para tareas como reconocimiento de objetos, registro de imágenes, clasificación o reconstrucción 3D.

Es importante mencionar que aunque el algoritmo ORB estaba previamente protegido por una patente, su patente expiró en 2020.

## CONCLUSIÓN

En conclusión, los algoritmos de detección y descripción de características locales en imágenes, como SIFT, SURF, FAST, BRIEF y ORB, representan una parte fundamental del procesamiento de imágenes y la visión por computadora. Cada uno de estos algoritmos

ofrece distintas ventajas en términos de velocidad, robustez y precisión, lo que los hace adecuados para una variedad de aplicaciones en campos como reconocimiento de objetos, seguimiento de movimiento, realidad aumentada, entre otros.

La importancia de estos algoritmos radica en su capacidad para identificar y describir características distintivas en una imagen, lo que permite realizar tareas como el reconocimiento de objetos, el registro de imágenes, la clasificación y la reconstrucción 3D de manera eficiente y precisa. Además, el hecho de que las patentes de algunos de estos algoritmos hayan expirado en 2020 ha permitido su amplia adopción y uso en diversas aplicaciones, fomentando así el avance y la innovación en el campo de la visión por computadora.

Los algoritmos de detección y descripción de características locales son herramientas poderosas que han revolucionado la forma en que se procesan y analizan las imágenes, brindando nuevas oportunidades para la investigación y el desarrollo de aplicaciones cada vez más sofisticadas y eficientes en diversos campos de aplicación.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

BRIEF: Binary robust independent elementary features. (s/f). EPFL. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

<https://www.epfl.ch/labs/cvlab/research/descriptors-and-keypoints/research-detectbrief/>

Calonder, M., Lepetit, V., Strecha, C., & Fua, P. (s/f). BRIEF: Binary robust independent elementary features\*. Stanford.edu. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de [http://vision.stanford.edu/teaching/cs231b\\_spring1415/papers/BRIEF.pdf](http://vision.stanford.edu/teaching/cs231b_spring1415/papers/BRIEF.pdf)

Karami, E., Prasad, S., & Shehata, M. (s/f). Image matching using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance comparison for distorted images. Arxiv.org.

Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1710/1710.02726.pdf>

OpenCV: BRIEF (binary robust independent elementary features). (s/f).

Opencv.org. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

[https://docs.opencv.org/4.x/dc/d7d/tutorial\\_py\\_brief.html](https://docs.opencv.org/4.x/dc/d7d/tutorial_py_brief.html)

OpenCV: FAST algorithm for corner detection. (s/f). Opencv.org. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de [https://docs.opencv.org/3.4/df/d0c/tutorial\\_py\\_fast.html](https://docs.opencv.org/3.4/df/d0c/tutorial_py_fast.html)

OpenCV: Introduction to SIFT (scale-invariant feature transform). (s/f). Opencv.org.

Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

[https://docs.opencv.org/4.x/da/df5/tutorial\\_py\\_sift\\_intro.html](https://docs.opencv.org/4.x/da/df5/tutorial_py_sift_intro.html)

Tyagi, D. (2019, enero 2). Introduction to FAST (features from accelerated segment test). Medium.

<https://medium.com/@deepanshut041/introduction-to-fast-features-from-accelerate-d-segment-test-4ed33dde6d65>

Viswanathan, D. G. (s/f). Features from Accelerated Segment Test (FAST).

Ed.ac.uk. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

[https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL\\_COPIES/AV1011/AV1Featuref](https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/AV1011/AV1Featuref)



[romAcceleratedSegmentTest.pdf](#)

Wikipedia contributors. (2023, mayo 15). Speeded up robust features. Wikipedia, The Free Encyclopedia.

[https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Speeded\\_up\\_robust\\_features&oldid=1154932512](https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Speeded_up_robust_features&oldid=1154932512)

(S/f). Machinelearningmastery.com. Recuperado el 17 de marzo de 2024, de

[https://machinelearningmastery.com/opencv\\_sift\\_surf\\_orb\\_keypoints/](https://machinelearningmastery.com/opencv_sift_surf_orb_keypoints/)