

# Extracción de características DOG, DOH, Texture Spectrum (TS) y LBP.

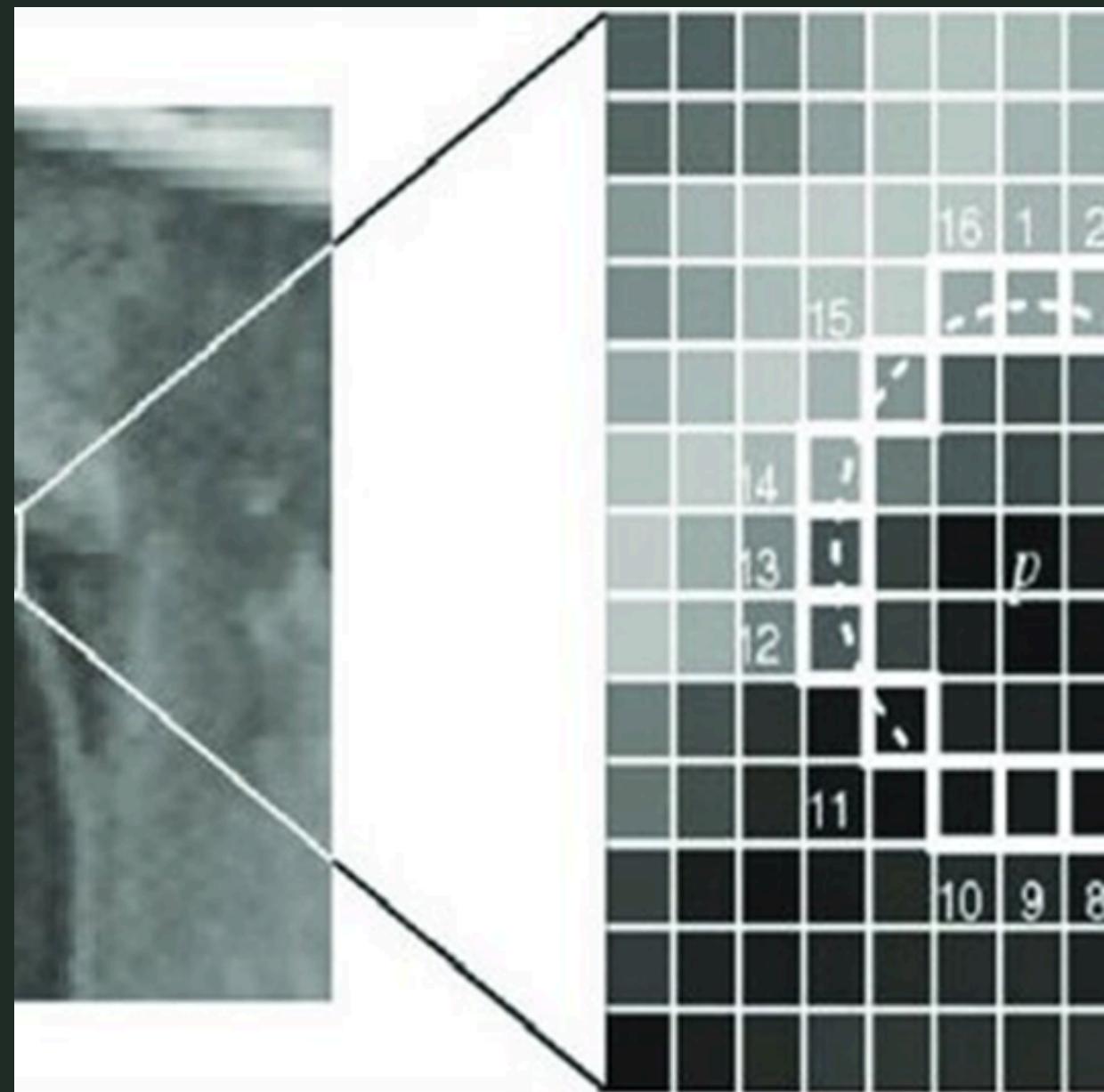
Noemi Alean Acuña  
Pedro Viloria Colon

PDI II  
Departamento de Electrónica y  
Telecomunicaciones



# Determinant of Hessian (DoH)

- El **Determinant of Hessian (DoH)** es una técnica clave en la detección de características en imágenes, especialmente utilizada para identificar blobs o **puntos de interés**.
- Se diferencia de otras técnicas como la Diferencia de Gaussianas (DoG) y SIFT en su capacidad para detectar características basadas en el análisis del segundo orden de la imagen.



# Fundamento Matemático de DoH

El fundamento del DoH se basa en la matriz Hessiana, que es una matriz de segundas derivadas de la función de intensidad de la imagen. Para una función  $L(x,y)$  que representa la imagen suavizada, la matriz Hessiana  $H$  se define como:

$$H = \begin{pmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{pmatrix}$$

Esta matriz describe la curvatura de la superficie de la intensidad de la imagen en un punto dado.

# Cálculo del Determinante del Hessiano

El **determinante del Hessiano** se utiliza para identificar la presencia de blobs en una imagen.

Se calcula como:

$$\text{Det}(H) = L_{xx}L_{yy} - (L_{xy})^2$$

El determinante proporciona una medida de cómo cambia la intensidad en diferentes direcciones alrededor de un punto. Un valor positivo indica la presencia de un blob o punto de interés, mientras que un valor cercano a cero o negativo sugiere la ausencia de características significativas.



# Interpretación del Determinante del Hessiano

El valor del **determinante del Hessiano** en un punto de la imagen nos indica la presencia de características locales:

- **Valor positivo grande:** Indica un máximo o mínimo local en ambas direcciones, típico de un blob o punto de interés.
- **Valor negativo:** Indica un punto de silla, no característico de un blob.
- **Valor cercano a cero:** Sugiere que no hay cambio significativo en la intensidad, por lo tanto, no es un punto de interés.

Este análisis es crucial para identificar áreas en la imagen que contienen información relevante para tareas de procesamiento de imágenes.





# Escalado de la Imagen

Para detectar características en imágenes que pueden estar a diferentes escalas, es necesario aplicar el DoH a varias resoluciones.

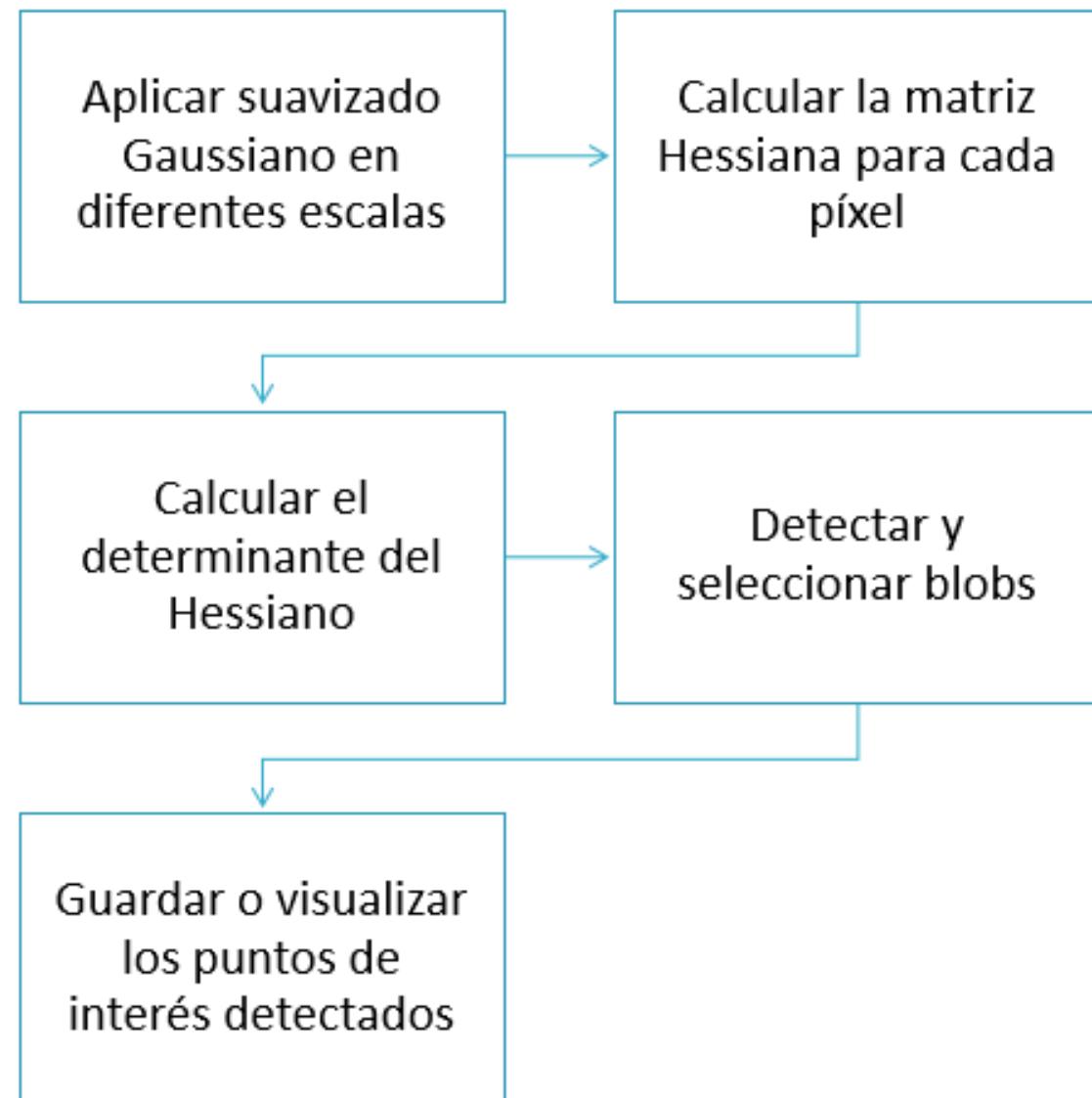
Esto se logra utilizando una **pirámide de escala**, donde la imagen se suaviza y reduce en cada nivel de la pirámide.

- Pirámide de escala:** La imagen original se suaviza con un filtro gaussiano y luego se reduce para formar una imagen más pequeña.

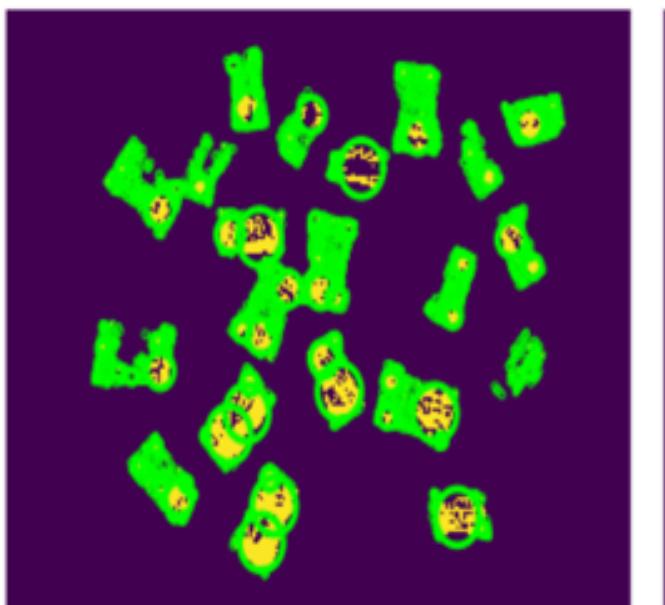
- Determinante del Hessiano:** Se calcula en cada nivel de la pirámide.

- Selección de blobs:** Se seleccionan los blobs en diferentes escalas, lo que permite detectar características de diferentes tamaños en la imagen.

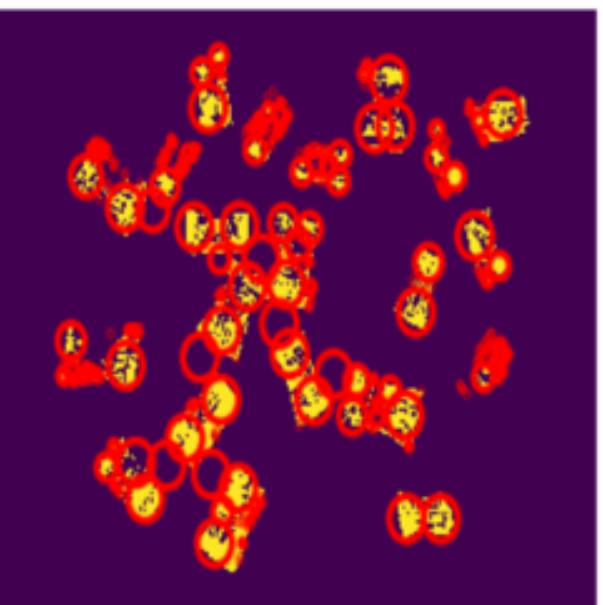
# Proceso de Implementación



Difference of Gaussian



Determinant of Hessian





# Ventajas y Limitaciones de DoH

## Ventajas:

- Alta precisión en la detección de blobs, especialmente en imágenes con ruido.
- Eficiente en la detección de características en múltiples escalas, ideal para imágenes con detalles a diferentes tamaños.

## Limitaciones:

- Mayor complejidad computacional en comparación con otros métodos, como DoG.
- Sensibilidad al ruido puede afectar el rendimiento en imágenes de baja calidad.
- El DoH es una herramienta poderosa, pero debe ser utilizado en contextos donde sus ventajas superen las posibles limitaciones.



# Diferencia de Gaussianos (DoG)

- Es un algoritmo que mejora las características de una imagen al restar una versión suavizada de la imagen original de otra versión menos suavizada.
- Se utiliza para resaltar detalles de la imagen en un rango específico de frecuencias espaciales.



Original image



Filter “Difference of Gaussians” applied



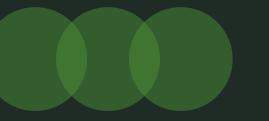
# Matemáticas de la Diferencia de Gaussianos

Fórmula 1: DoG en una Dimensión

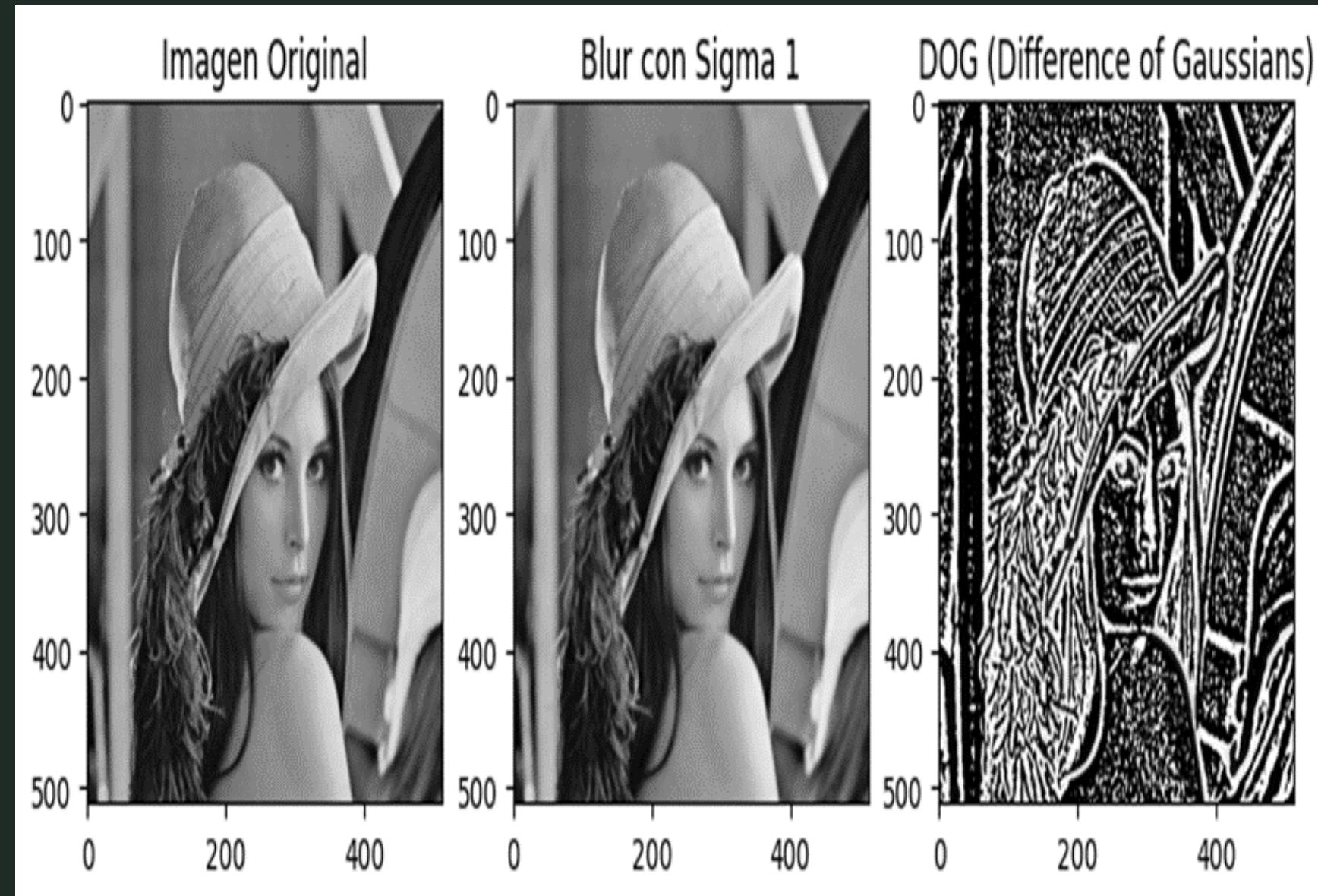
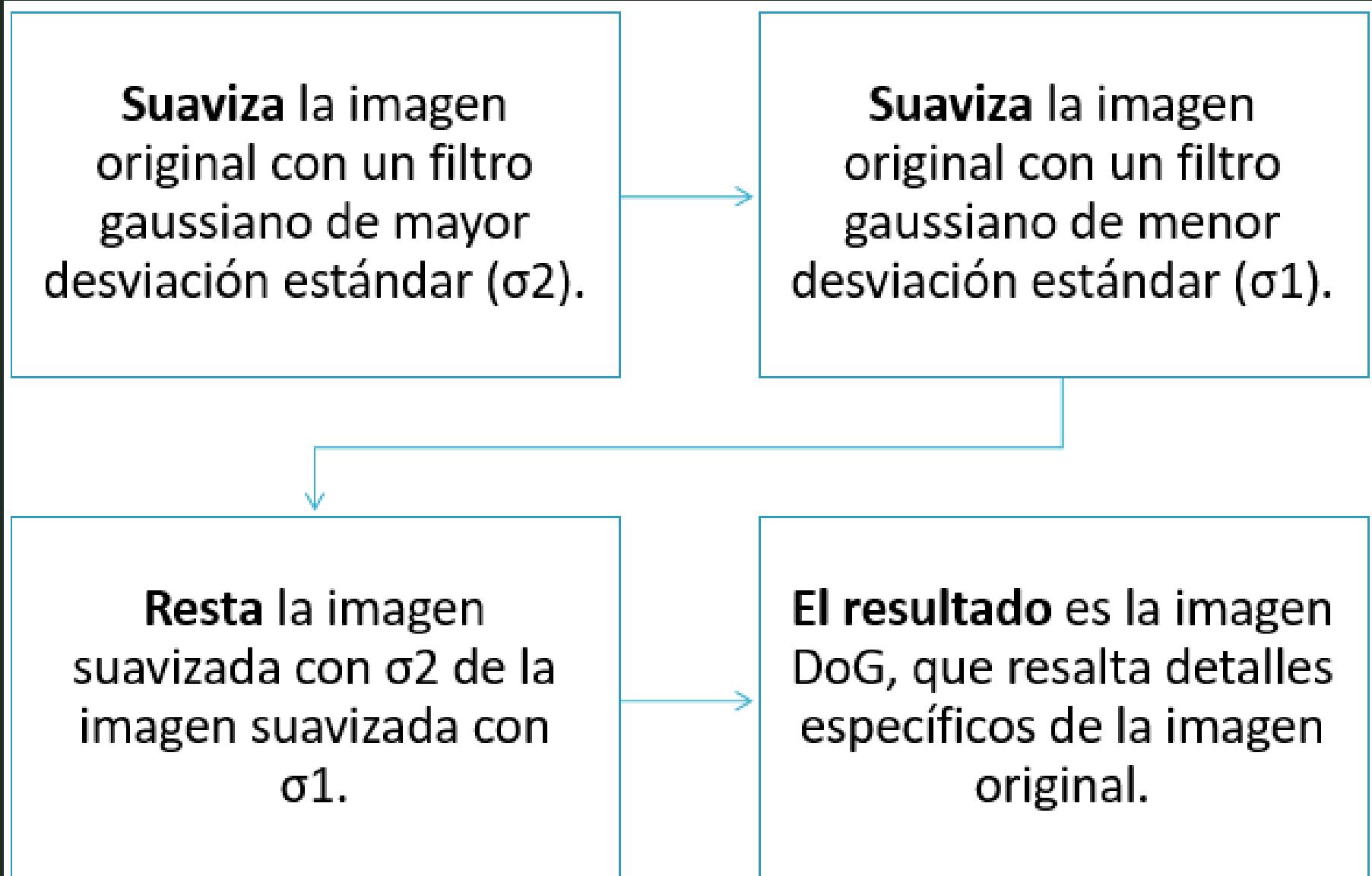
$$\Gamma_{\sigma_1, \sigma_2}(x) = I * \left( \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}} \right) - I * \left( \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}} \right)$$

Fórmula 2: DoG en Dos Dimensiones

$$\Gamma_{\sigma, K\sigma}(x, y) = I * \left( \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} - \frac{1}{2\pi K^2\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2K^2\sigma^2}} \right)$$



# Proceso Básico del DoG



# Aplicaciones del DoG

Detección de  
Bordes



Reducción de  
Ruido

Original Image (Left) Vs. Gaussian Filtered Image (Right)



Detección de  
Características



# Desafíos y Consideraciones

Reducción del Contraste

Selección de Parámetros

Ruido en Imágenes



# Texture Spectrum (TS)

Es un descriptor de textura que fue propuesto para capturar la información de textura en imágenes. La textura en una imagen se refiere a los patrones repetitivos que son percibidos visualmente, como las rugosidades, suavidades o patrones regulares en una superficie.





# Funcionamiento Matemático del Texture Spectrum (TS):

## 1. Bloques de Vecindad.

35	40	41	45	50
40	40	42	46	52
42	46	50	55	55
48	52	56	58	60
56	60	65	70	75

## 2. Códigos de Diferencia Binaria

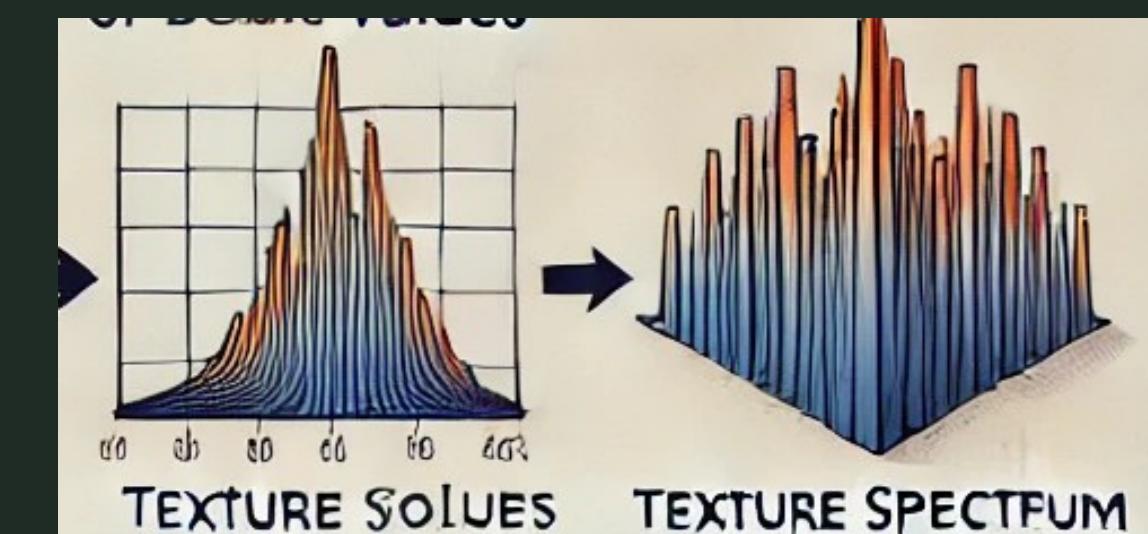
$$d_n = i_n - i_c$$

$$b_n = \begin{cases} 1 & \text{si } d_n \geq 0 \\ 0 & \text{si } d_n < 0 \end{cases}$$

## 3. Cálculo del Espectro de Textura

$$T = \sum_{n=1}^N b_n \times 2^{n-1}$$

## 4. Histograma de Textura



# Ventajas del Texture Spectrum (TS):

Simplicidad

Descripción  
Local

Adaptabilidad

# Desventajas del Texture Spectrum

Sensibilidad a  
Iluminación y  
Ruido

Descripción  
Local Limita a  
la Globalidad

Dependencia  
del Tamaño de  
la Vecindad

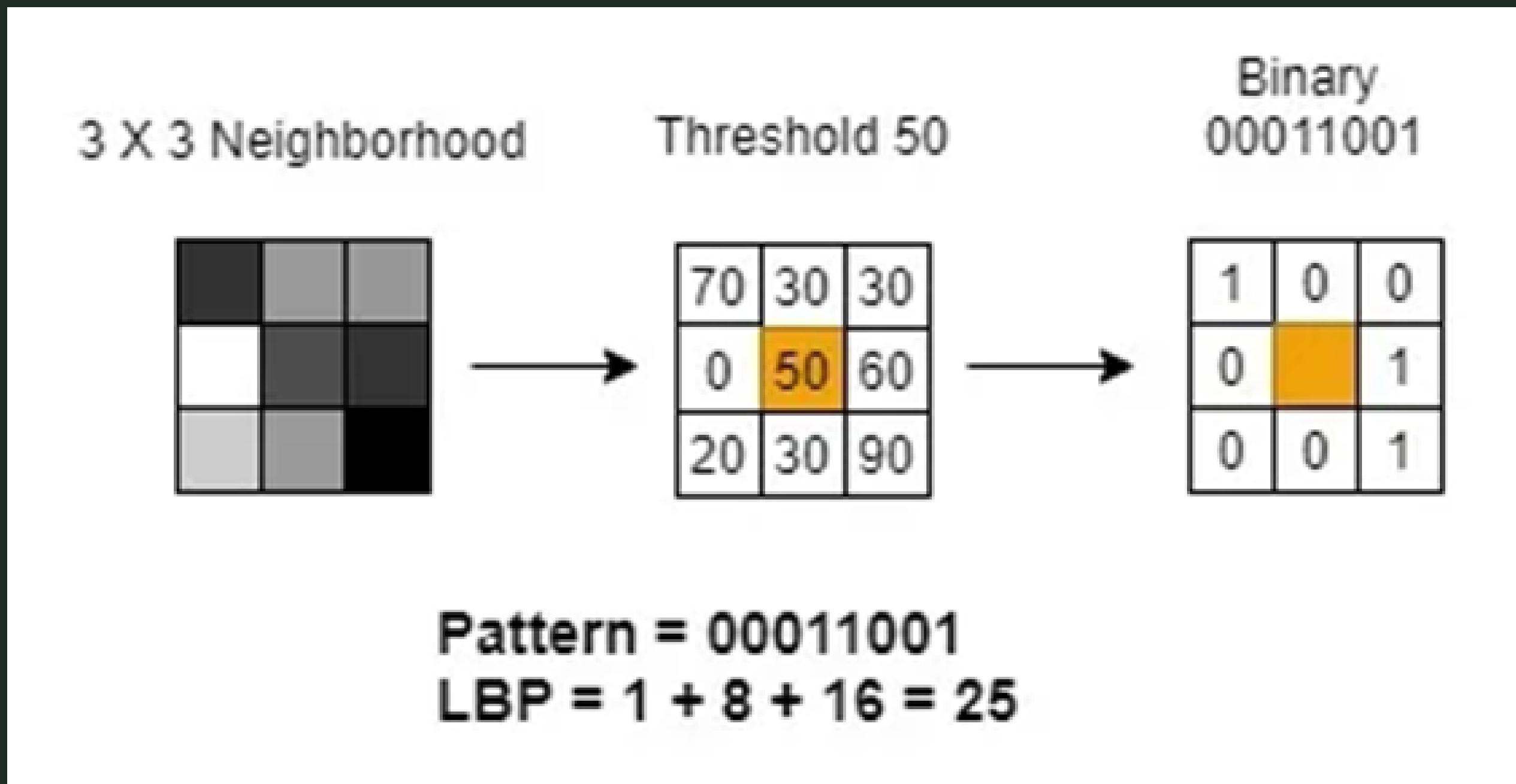
# ● Local binary patterns (LBP)

LBP se basa en las características de apariencia. Es una forma de describir la estructura local de una imagen de una manera que es invariante a los cambios en la iluminación.





# Funcionamiento Matemático del LBP

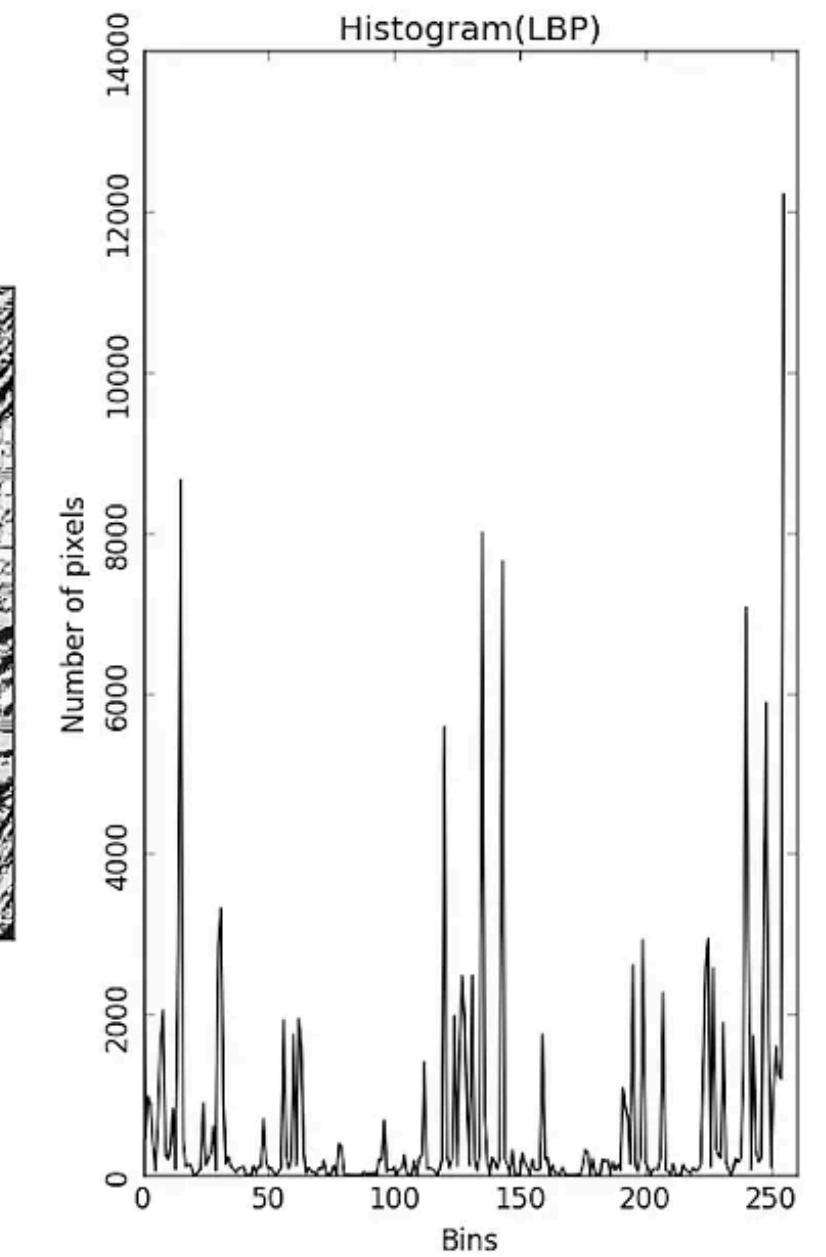




UNIVERSIDAD  
DE ANTIOQUIA

1803

Facultad de Ingeniería



# Ventajas del LBP

Simplicidad y  
Eficiencia

Robustez a la  
Iluminación

Versatilidad

# Desventajas del LBP

Sensibilidad al  
Ruido

No Captura  
Relaciones  
Globales

Dependencia  
del Tamaño de  
la Vecindad



# Aplicaciones

Texture Spectrum (TS)	Local Binary Patterns (LBP)
- Clasificación de texturas	- Reconocimiento facial
- Análisis de imágenes médicas (detección de anomalías)	- Clasificación de texturas
- Análisis de superficies industriales (detección de defectos)	- Detección de objetos y patrones
	- Análisis de imágenes biométricas



# Referencias

- [1] <https://docs.gimp.org/2.8/en/plug-in-dog.html>
- [2] [https://es.wikibrief.org/wiki/Difference\\_of\\_Gaussians](https://es.wikibrief.org/wiki/Difference_of_Gaussians)
- [3] [https://scikit-image.org/docs/stable/auto\\_examples/features\\_detection/plot\\_blob.html](https://scikit-image.org/docs/stable/auto_examples/features_detection/plot_blob.html)
- [4] <https://ieeexplore.ieee.org/document/572934>
- [5] <https://es.slideshare.net/slideshow/descriptores-de-textura/21544475#6>
- [6] <https://aihalapathirana.medium.com/understanding-the-local-binary-pattern-lbp-a-powerful-method-for-texture-analysis-in-computer-4fb55b3ed8b8>

# MUCHAS GRACIAS

POR SU ATENCIÓN.