

Nota: Algunas de las imágenes que aparecen en esta presentación provienen del libro:
Visión por Computador: fundamentos y métodos.
Arturo de la Escalera Hueso. Prentice Hall.



Sistemas de Percepción

Visión por Computador

Arturo de la Escalera
José María Armingol
Fernando García
David Martín
Abdulla Al-Kaff



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Extracción de características



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

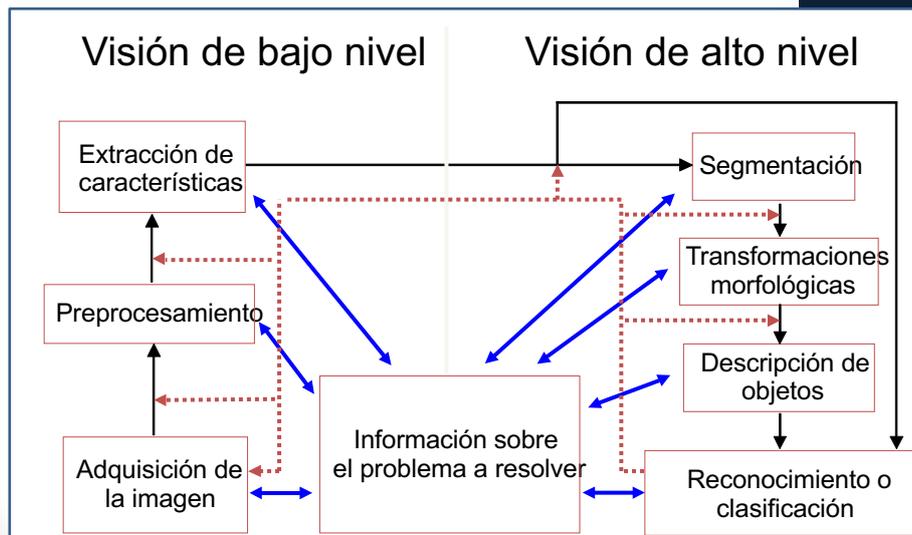
Índice

- **Introducción**
- Detección de bordes
- Detección de movimiento



3

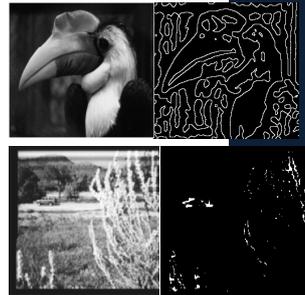
Etapas de una aplicación



Extracción de características



- Objetivo final
 - **detectar los objetos**
- Se buscan las características que los definen
 - Nivel de gris o color
 - Bordes
 - Movimiento
 - Textura
 - Apariencia



Índice



- Introducción
- **Detección de bordes**
- Detección de movimiento

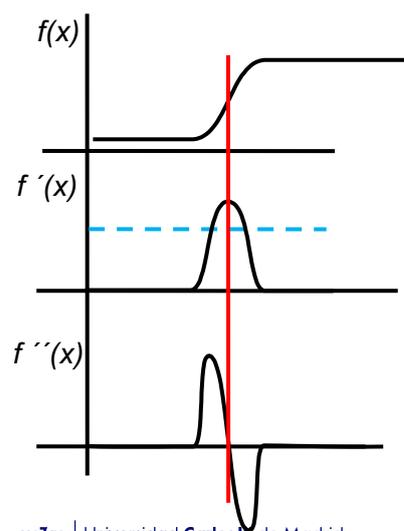
Bordes



- Utilidad de la detección de bordes:
 - Determinación del grado de rugosidad (textura)
 - Determinación de la forma de los objetos
 - Control de calidad
- Ventaja
 - Inmunes a cambios en la iluminación

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Bordes



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente



$$\nabla f(x, y) = [G_x \quad G_y] = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\angle \nabla f = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

Gradiente



- Derivada para espacios discretos

$$\nabla f(x, y) = [G_x \quad G_y] = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

$$G_x = \frac{\Delta f}{\Delta x} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} * f(x, y) \quad G_y = \frac{\Delta f}{\Delta y} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} * f(x, y)$$

- Son muy sensibles al ruido

Gradiente-Sobel



-1	1
-1	1

$$* \frac{1}{4}$$

1	1
1	1

*



Detección de
bordes

Eliminación
De ruido

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente-Sobel



-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente-Prewitt



-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente-Isotrópico



-1	0	1
$-\sqrt{2}$	0	$\sqrt{2}$
-1	0	1

-1	$-\sqrt{2}$	-1
0	0	0
1	$\sqrt{2}$	1

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

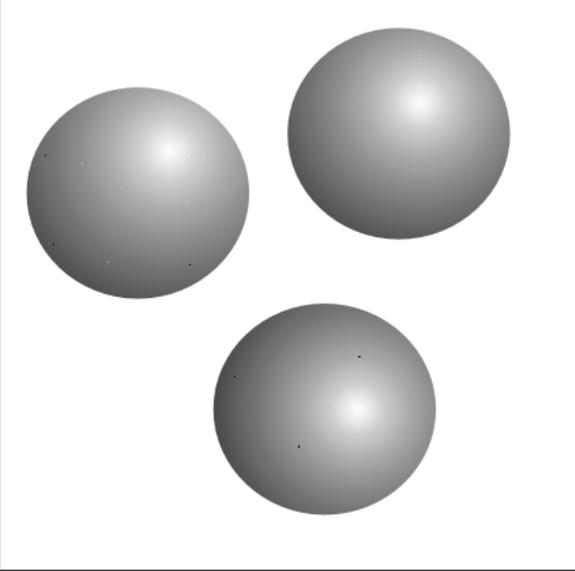
Bordes=Gradiente+Umbral



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Gradiente



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



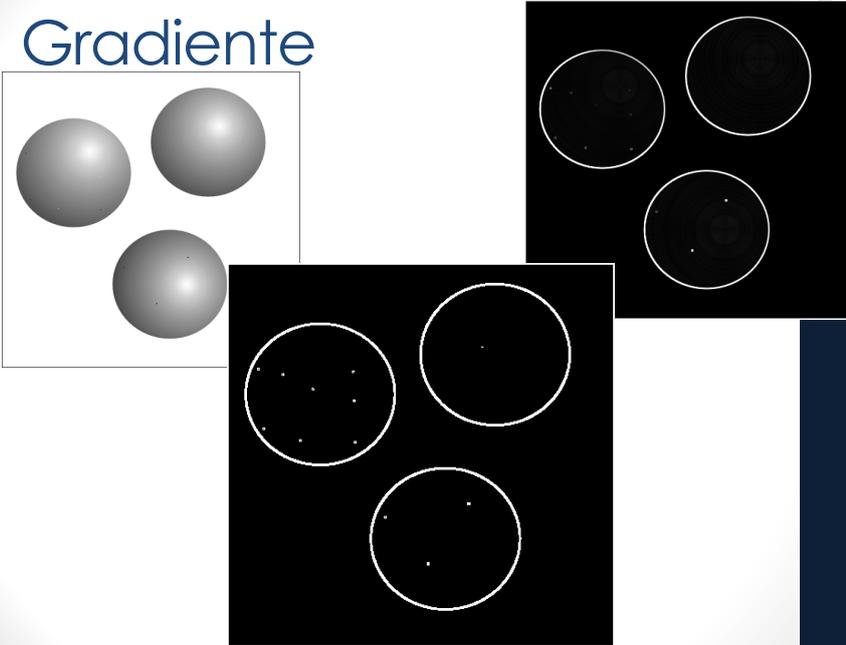
Gradiente



ISI
Intelligent Systems Lab

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Gradiente



ISI
Int Systems Lab

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Operadores de segundo orden

- El operador laplaciana
 - Es la segunda derivada de una función
 - Representa la derivada de esta respecto a todas las direcciones:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

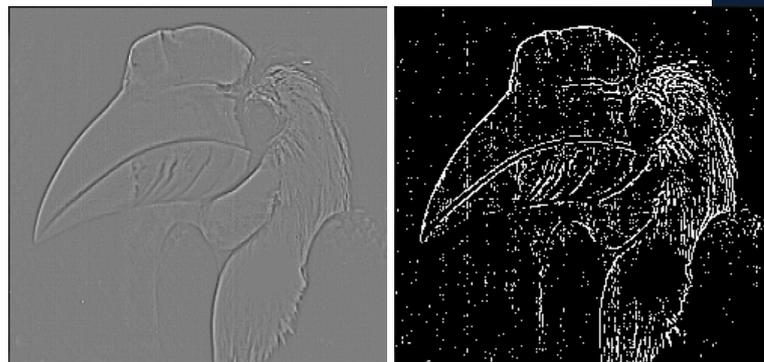
0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



El operador laplaciana



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



El operador laplaciana



- Muy sensible al ruido
- Nunca se utiliza.
- Paso intermedio para el operador de Marr-Hildreth

Métodos basados en las derivadas de gaussianas



- El operador de Marr-Hildreth
 - Para evitar la influencia del ruido basta con convolucionar la imagen con una gaussiana de expresión:

$$G(x, y) = e^{-\frac{(x+y)^2}{2\sigma^2}}$$

- Después se obtendría su laplaciana

El operador de Marr-Hildreth



- El operador así expresado primero haría la convolución de la imagen con la gaussiana para después obtener la laplaciana.

$$H(x, y) = \nabla^2(G(x, y) * I(x, y))$$

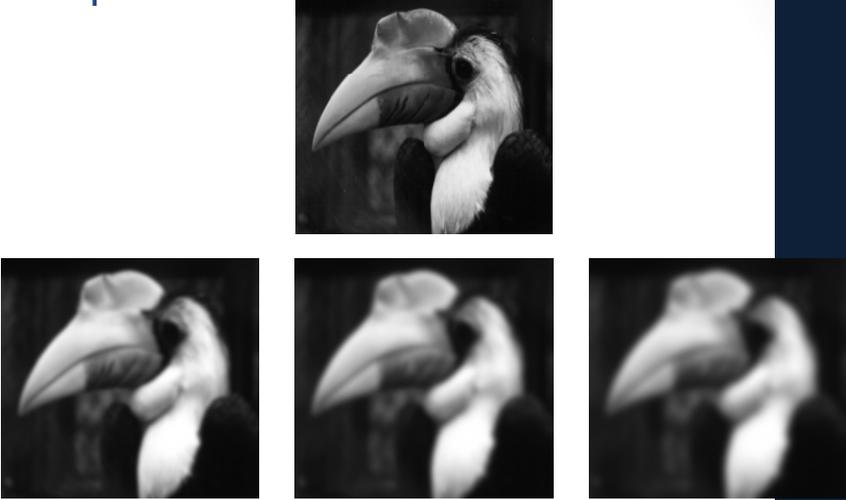
- Esto puede acelerarse ya que por propiedades de la gaussiana es lo mismo que:

$$H(x, y) = (\nabla^2 G(x, y)) * f(x, y)$$

El operador de Marr-Hildreth



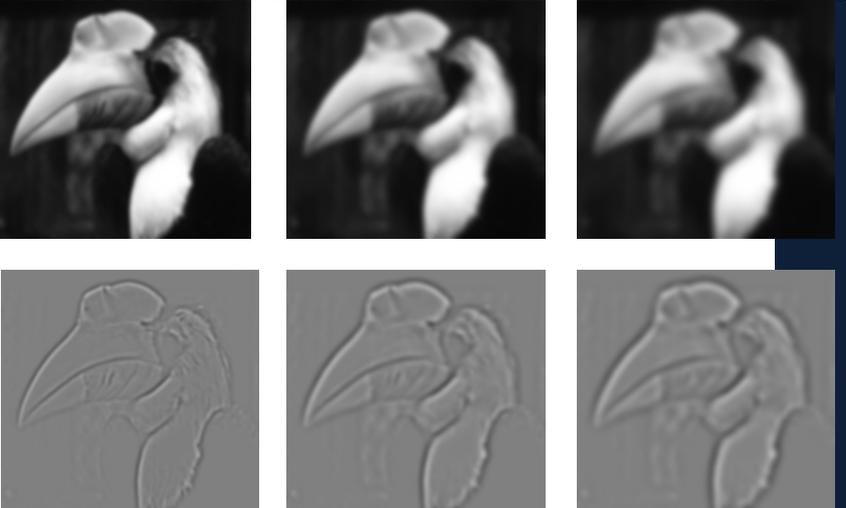
El operador de Marr-Hildreth



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



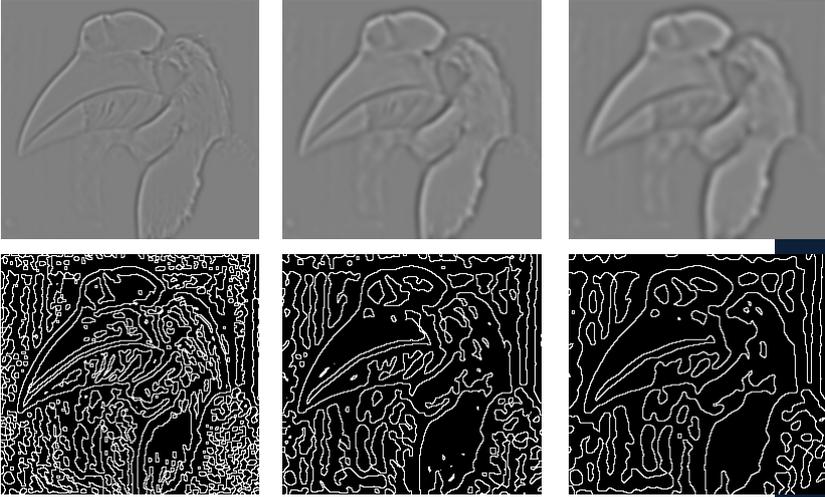
El operador de Marr-Hildreth



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

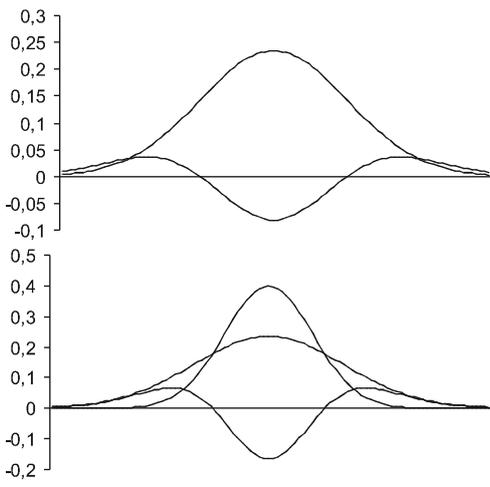


El operador de Marr-Hildreth



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Laplaciana vs. diferencia de gaussianas

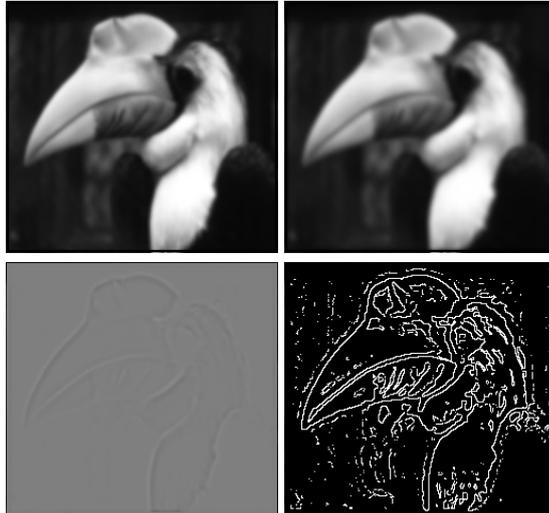


LOG

DOG

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Diferencia de gaussianas



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Detector de CANNY

- Optimización de una serie de condiciones:
 - Error: Se deben detectar todos y solo los bordes.
 - Localización. La distancia entre el pixel señalado como borde y el borde real debe de ser tan pequeña como se pueda.
 - Respuesta. No debe identificar varios pixels como bordes cuando sólo exista uno.
- El operador óptimo es la derivada de una gausiana.

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Detector de CANNY



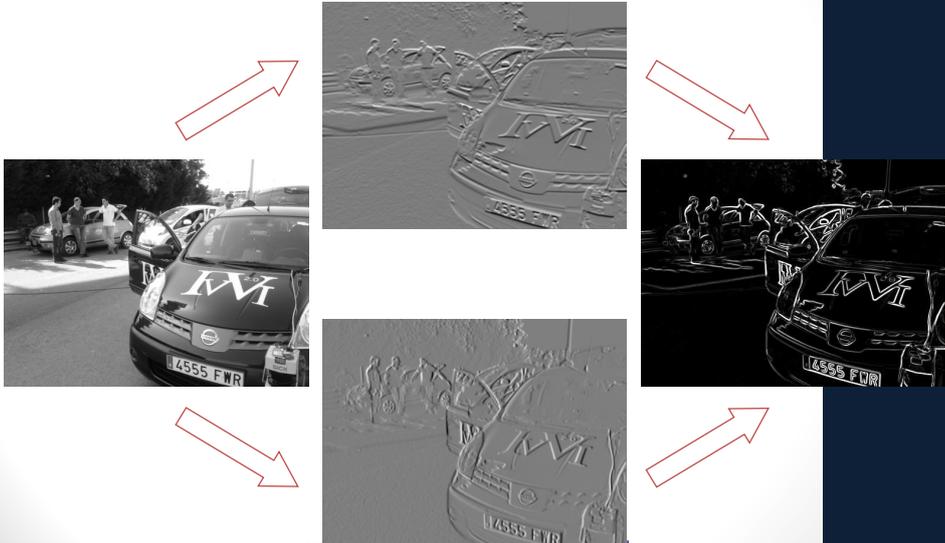
- Se tiene la imagen I
- Se tiene una gaussiana unidimensional G
- Se obtiene la derivadas (unidimensionales) de la gaussiana G_x y G_y
- Se convoluciona I con G_x G_y obteniendo I_x I_y
- Se obtiene el modulo M de I_x I_y
- Supresión de aquellos pixels que no sean máximos

Detector de CANNY



- Para detectar los bordes se utilizarán dos umbrales T_1 y T_2 , ($T_1 < T_2$)
 - Si se usase el menor se detectarían bordes poco importantes
 - Si se usase solo el mayor se dejarían de detectar puntos pertenecientes a los bordes
 - La condición para pertenecer a un borde es ser mayor de T_2 o mayor que T_1 siempre que uno de sus vecinos sea mayor que T_2

Detector de CANNY



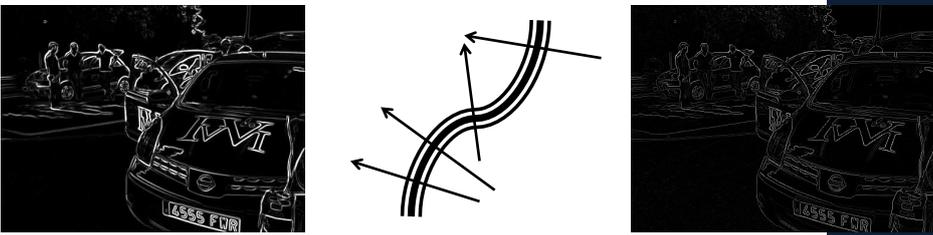
The diagram illustrates the Canny edge detection process. It starts with an original grayscale image of a car on the left. Two red arrows point to two intermediate grayscale images: the top one shows the result of a Gaussian blur, and the bottom one shows the result of a gradient calculation. A final red arrow points to the resulting binary edge detection image on the right, where only the most prominent edges are highlighted in white against a black background.

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Detector de CANNY

Supresión de píxeles no máximos



The diagram illustrates the thinning process. It starts with a binary edge detection image of a car on the left. A central diagram shows a 3-pixel wide edge with arrows indicating the removal of the middle pixel. A final arrow points to the resulting thinned binary edge detection image on the right, where the edges are now only one pixel wide.

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Detector de CANNY

Hysteresis

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Detector de CANNY

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Índice

- Introducción
- Detección de bordes
- **Detección de movimiento**



39

Detección de movimiento

- Los puntos del mismo objeto presentan unas velocidades semejantes.
- Tipos:
 - Movimiento de la cámara.
 - Movimiento de los objetos.
 - Cambios en la iluminación.
 - Cambios en la estructura, forma o tamaño del objeto



Detección de movimiento



- Métodos:
 - Cámara está fija/ móvil
 - Solo detectar cambio/ dirección del movimiento
 - Mapas poco densos / densos

Cámara fija



- Existen varios métodos
- Diferencias de imágenes.
 - Menos preciso
 - Más simple
 - Más rápido
 - Gran rango de aplicaciones

Cámara fija

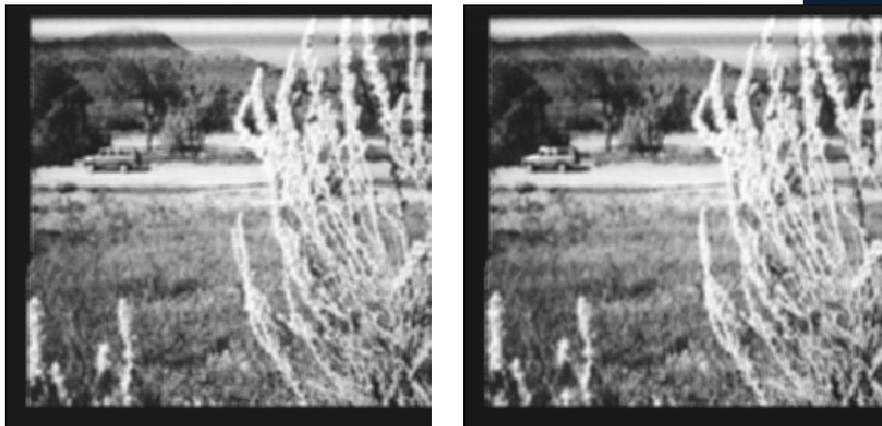


- Imagen campo de velocidades.
- Determinación del movimiento

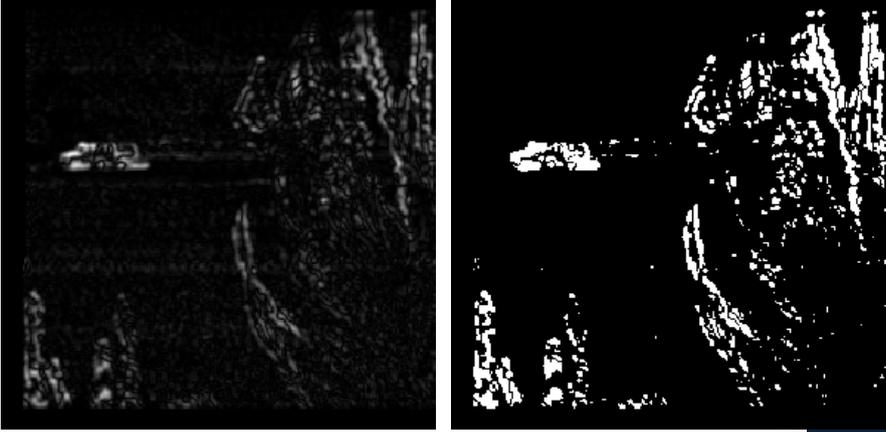
$$V_{ij}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } |f(x, y, i) - f(x, y, j)| \geq T \\ 0 & \text{en cualquier otro caso} \end{cases}$$

- Conectividad

Cámara fija



Cámara fija

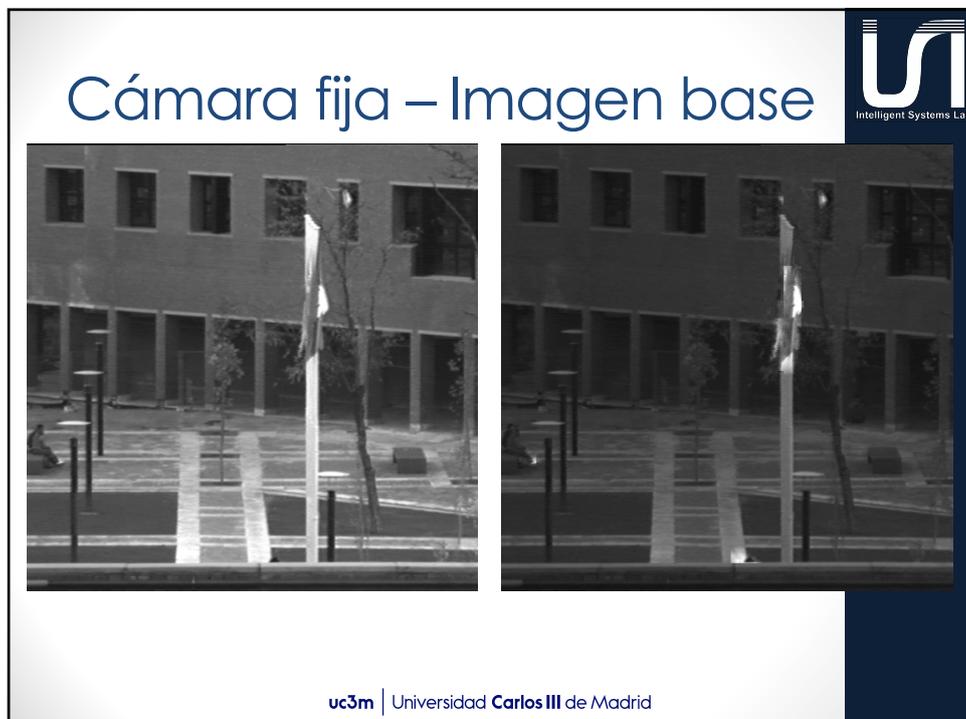
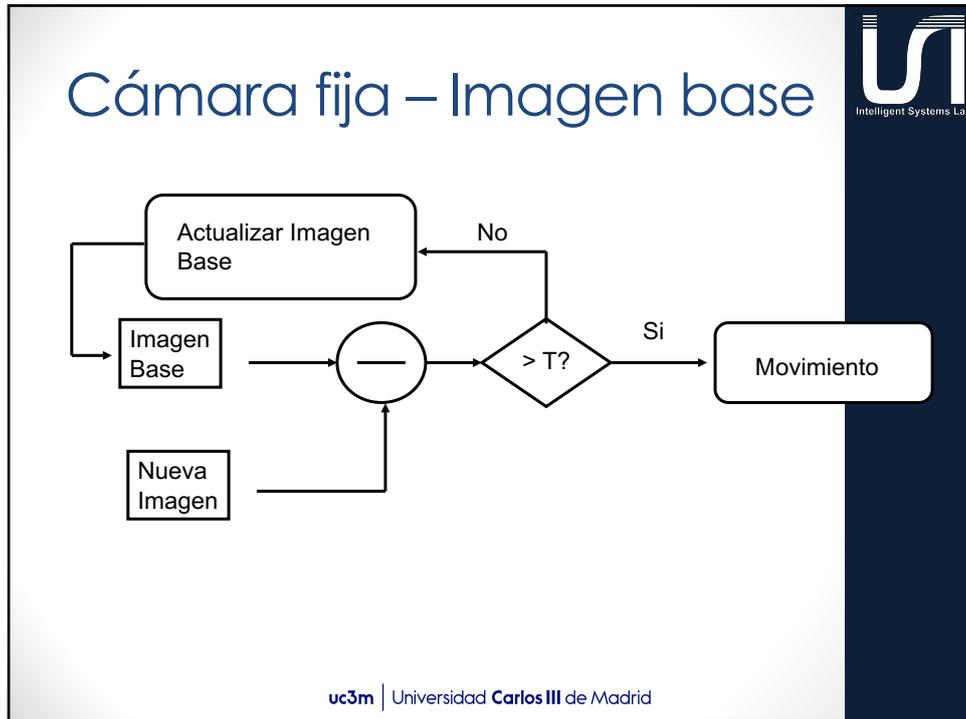


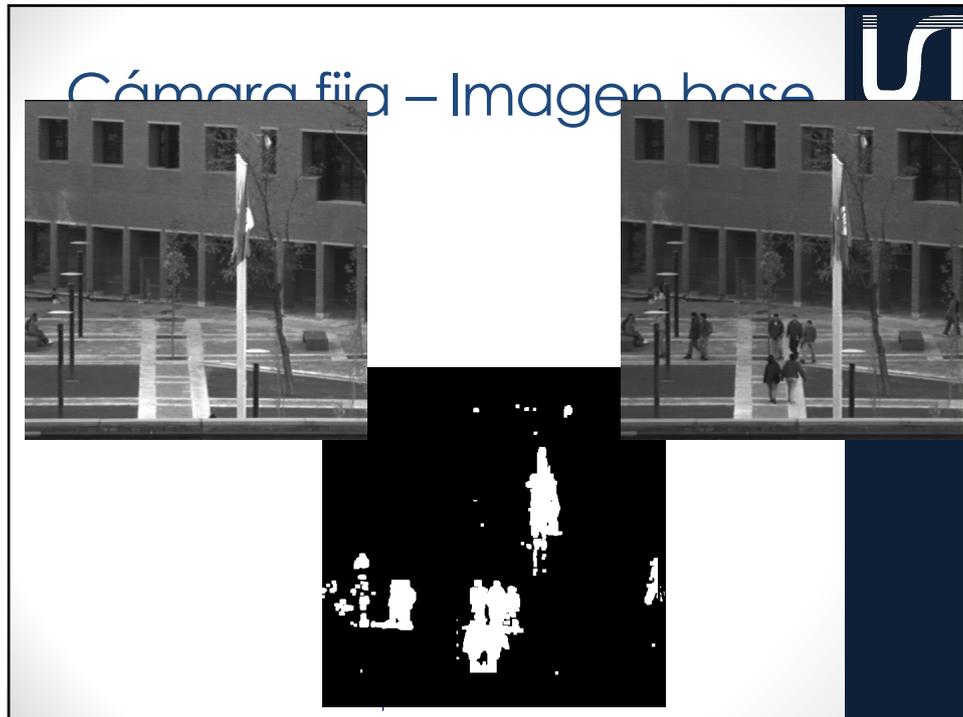
uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Cámara fija



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid





Cámara fija – *Running average*

- *Running/ moving average (RA)*
 - Se requiere construir un modelo del fondo de la escena de forma dinámica
 - Opción 1
 - Se capturan imágenes durante un tiempo y se obtiene, para cada píxel, la media de todos los valores obtenidos
 - Inconveniente:
 - Se puede necesitar un gran número de imágenes antes de obtener la media
 - No se puede detectar nada mientras se están capturando imágenes
 - Las imágenes donde haya un objeto dinámico tendrán una gran influencia cuando se obtengan las medias de los píxeles que representarán el fondo
 - Solución: calcular la media de forma dinámica

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Cámara fija – *Running average*



- Se busca construir de forma dinámica una imagen que represente el fondo actualizándola de forma periódica
- *Running average*
 - Se obtiene la media de las medidas de una señal temporal ponderando el último valor recibido

$$\mu_t = (1 - \alpha)\mu_{t-1} + \alpha p_t$$

- Alfa es el coeficiente de actualización
 - Define la influencia del último valor sobre la media estimada con anterioridad

Cámara fija – MGM



- *Mixture of Gaussian Method*
 - Se tiene más de un modelo por pixel
 - Varias RA
 - Diferencia de imágenes para cada modelo
 - Se actualiza la varianza (running variance)

$$\sigma_t^2 = (1 - \alpha)\sigma_{t-1}^2 + \alpha (\mu_t - p_t)^2$$

- El umbral es ahora una probabilidad

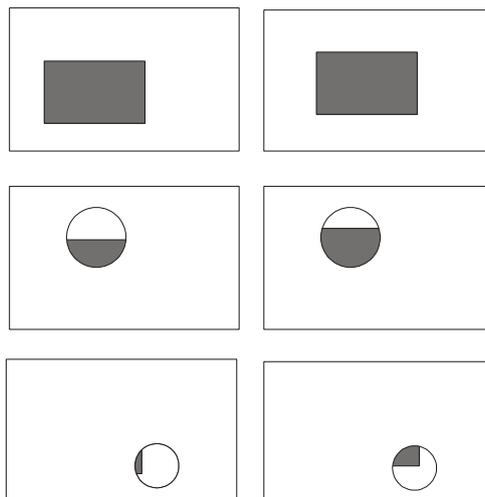
Optical-flow



- Métodos que obtienen un mapa del campo de velocidades
 - Dirección
 - Magnitud
- Se busca en el entorno a un punto cuál es la zona más parecida en la segunda imagen
- Es un método local
 - Problema de la *apertura*

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Optical-flow



uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Optical-flow



- Problema de la apertura
 - No se puede calcular la velocidad verdadera de los puntos que constituyen la imagen
 - La única información obtenible es la componente de la velocidad normal al contorno o borde que aparezca en la imagen
 - En una zona donde no existen gradientes de intensidad no se puede determinar la velocidad
 - Se deben por tanto imponer restricciones adicionales
 - Introducir información adicional al planteamiento del problema.

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Método Lucas-Kanade



- Método local (problema con movimientos grandes)
- Se usa una búsqueda en una pirámide
- Solo puntos con mucha textura
- Asunciones
 1. Constancia en el brillo
 2. Persistencia temporal
 3. Coherencia espacial

B. D. Lucas and T. Kanade (1981), An iterative image registration technique with an application to stereo vision. Proceedings of Imaging Understanding Workshop, pages 121--130

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid

Método Lucas-Kanade



- Asunciones:

1. Constancia en el brillo: Un pixel de un objeto no cambia de apariencia de una imagen a otra.

$$I(x(t), y(t), t) = I(x(t + dt), y(t + dt), t + dt)$$

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = 0$$

2. Persistencia temporal: los movimientos de los objetos cambian lentamente con el tiempo

$$I_x u + I_y v = -I_t$$

Método Lucas-Kanade



- Ecuación de restricción del Flujo óptico

$$I_x u + I_y v + I_t = 0$$

- Restricción adicional
3. Coherencia espacial: los puntos de un objeto que están próximos tienen el mismo movimiento
 - Vemos una ventana alrededor de los píxeles de $M \times M$ y al tener todos la misma velocidad deben de cumplir la fórmula anterior

Método Lucas-Kanade

- Coherencia espacial

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_N) & I_y(p_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ \vdots \\ I_t(p_N) \end{bmatrix}$$

$$Ad = -b$$

$$(A^T A)d = A^T b$$

$$d = (A^T A)^{-1} A^T b$$

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Horn-Schunck

- Ecuación de restricción del Flujo óptico

$$I_x u + I_y v + I_t = 0$$

- Restricción adicional: la suavidad del campo de velocidades

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

- Alfa es la constante de regularización

B.K.P. Horn and B.G. Schunck, "Determining optical flow." Artificial Intelligence, vol 17, pp 185-203, 1981

uc3m | Universidad Carlos III de Madrid



Horn-Schunck



- Euler-Lagrange

$$I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0$$

$$I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0$$

- Se resuelve de forma iterativa