

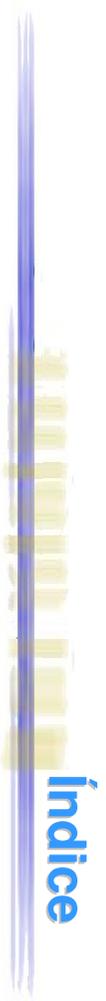
T1. Estimación de Movimiento

Visión 3D y Movimiento

Master en “Inteligencia Artificial, Reconocimiento de Formas e Imagen Digital”



- Campos de aplicación: ejemplos.
- Flujo óptico.
- Segmentación:
 - Sustracción del fondo.
- Seguimiento.
- Imágenes foveales: seguimiento activo.
- Movimiento global: registrado.



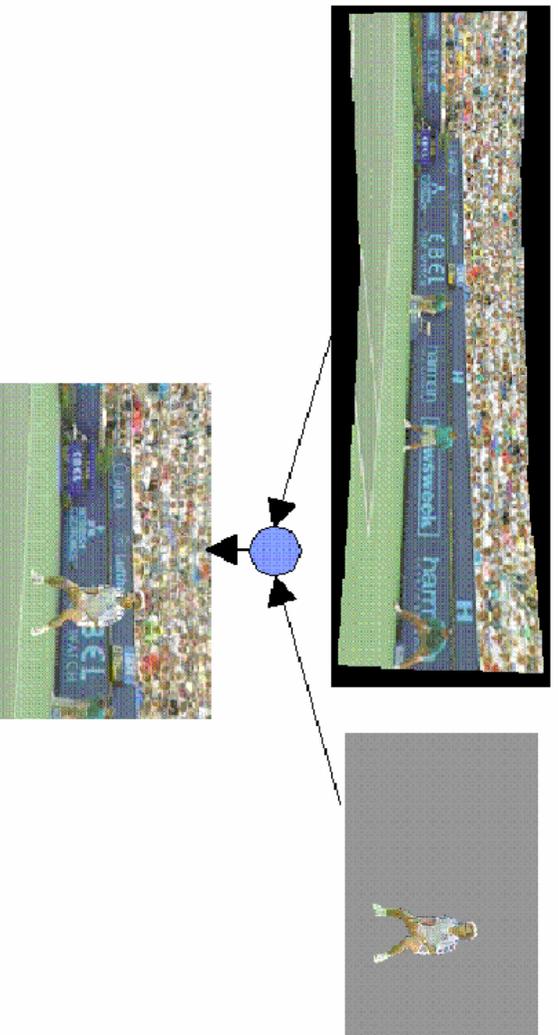
Mosaicos de vídeo



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

3

Compresión de vídeo

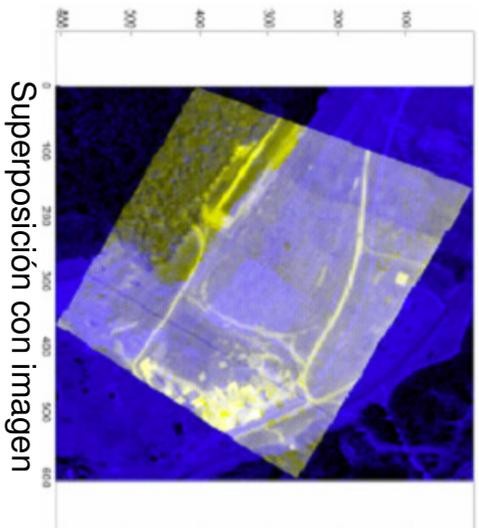


V3DM - T1. Estimación de Movimiento

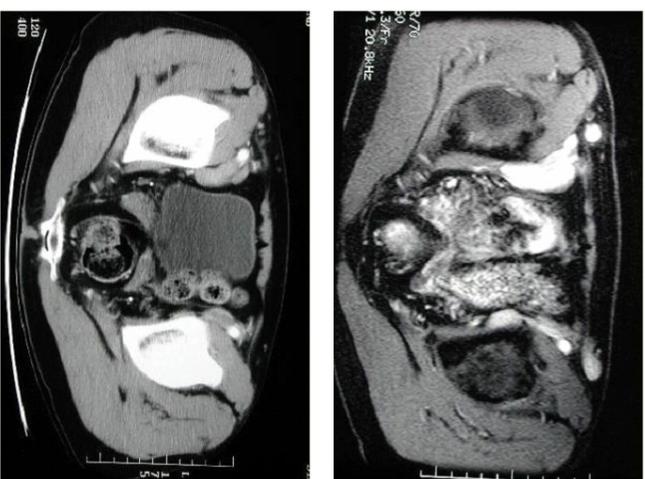
4

Registrado de imágenes

Registrado de
imágenes médicas



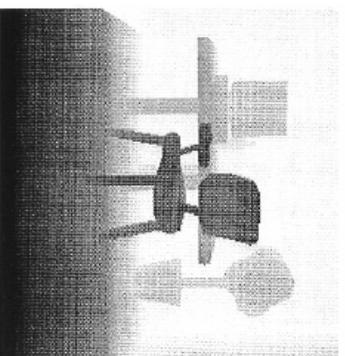
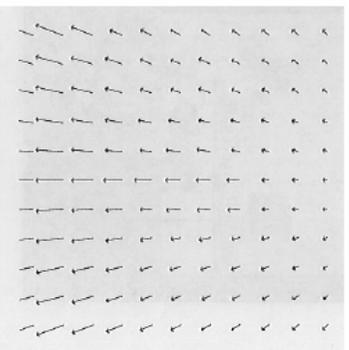
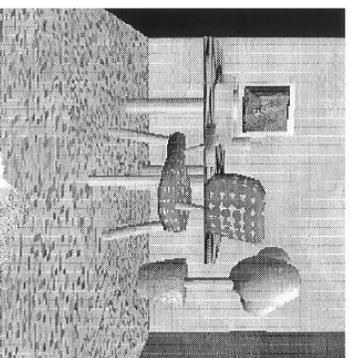
Superposición con imagen
de referencia (mapas).



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

5

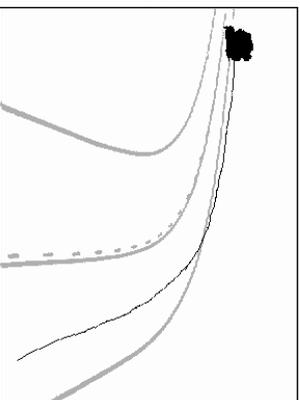
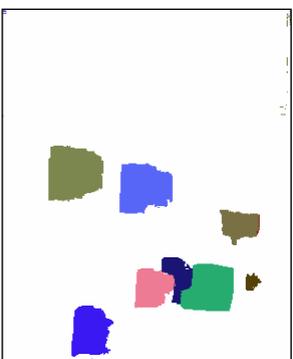
Estructura a partir del movimiento



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

6

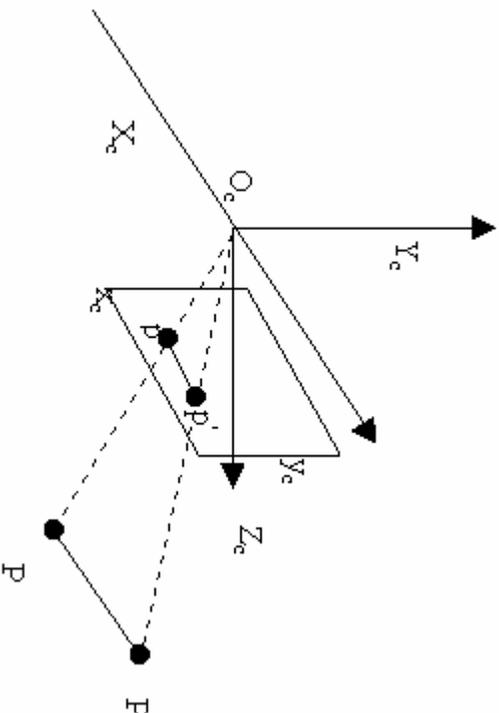
Segmentación y seguimiento



Índice

- Campos de aplicación: ejemplos.
- **Flujo óptico.**
- Segmentación:
 - Sustracción del fondo.
- Seguimiento.
- Imágenes foveales: seguimiento activo.
- Movimiento global: registrado.

De movimiento 3D a 2D



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

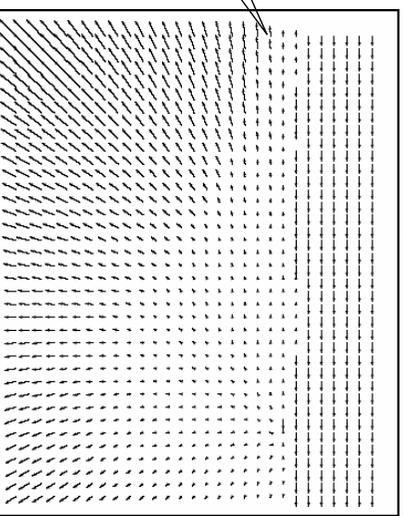
9

Flujo óptico

Secuencia Yosemite



Medida del movimiento
de cada pixel

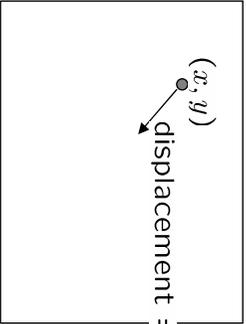


Flujo óptico o
Campo de velocidades

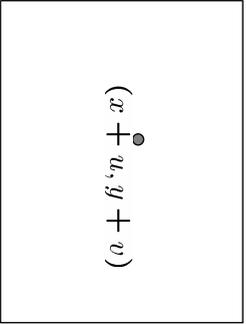
V3DM - T1. Estimación de Movimiento

10

Cálculo del flujo óptico



(x, y)
displacement = (u, v)



$(x + u, y + v)$

$H(x, y)$

$I(x, y)$

Suposiciones:

- Constancia del brillo (nivel de gris).

$$0 = I(x + u, y + v) - H(x, y)$$

- Movimiento (u, v) pequeño.

Ecuación del flujo óptico

$$\begin{aligned} I(x+u, y+v) &= I(x, y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \text{higher order terms} \\ &\approx I(x, y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v \end{aligned}$$

$$0 = I(x + u, y + v) - H(x, y) \quad \boxed{I_x = \frac{\partial I}{\partial x}}$$

$$\approx I(x, y) + I_x u + I_y v - H(x, y)$$

$$\approx (I(x, y) - H(x, y)) + I_x u + I_y v$$

$$\approx I_t + I_x u + I_y v$$

$$\approx I_t + \nabla I \cdot [u \ v]$$

$$0 = I_t + \nabla I \cdot \left[\frac{\partial x}{\partial t} \ \frac{\partial y}{\partial t} \right]$$

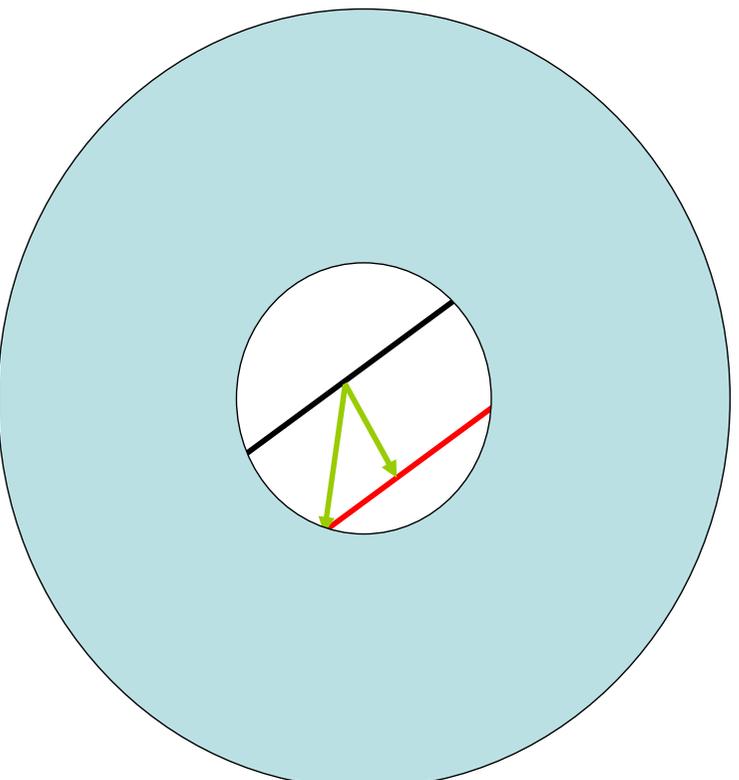
En el límite, $(u, v) \rightarrow 0$

Ecuación del flujo óptico

$$0 = I_t + \nabla I \cdot [u \ v]$$

- Una ecuación y **dos** incógnitas (u, v)
- Significado:
 - Sólo se puede estimar la **componente** del flujo en la **dirección** del gradiente.
 - El **problema** de la apertura.
- Se necesitan **restricciones adicionales**.

El problema de la apertura



Cálculo del flujo óptico

- Evitar el problema de la apertura.
- Restricciones adicionales:
 - El flujo es localmente suave
 - ▶ Asumir píxeles en una ventana tienen el mismo (u, v)

$$0 = I_t(p_i) + \nabla I(p_i) \cdot [u \ v]$$

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix}$$

Ejemplo: ventana
5x5= 25 píxeles

A
25x2

d
2x1

b
25x1

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

15

Algoritmo de Lukas-Kanade

$$A \begin{matrix} d \\ d \end{matrix} = b \quad \longrightarrow \quad \text{minimize } \|Ad - b\|^2$$

25x2 2x1 25x1

Dos incógnitas $d=(u,v)$

- Solución: mínimos cuadrados

$$\begin{matrix} 2 \times 2 & 2 \times 1 & 2 \times 1 \\ (A^T A) & d = & A^T b \end{matrix}$$

Sumatorio para todos los
píxeles de la ventana

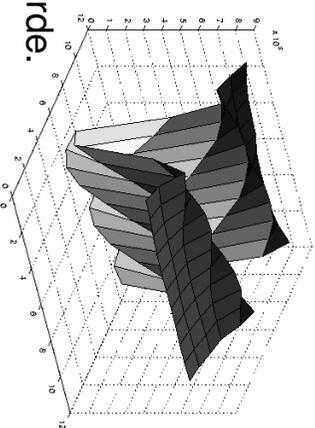
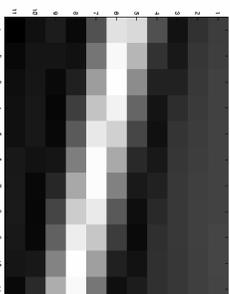
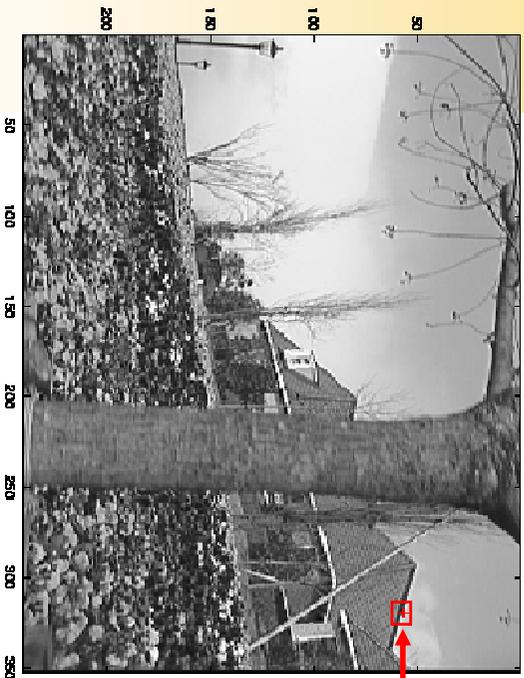
$$\begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{bmatrix}$$

Debe ser Invertible.

Valores propios no muy pequeños.
Un valor más grande que el otro

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

16

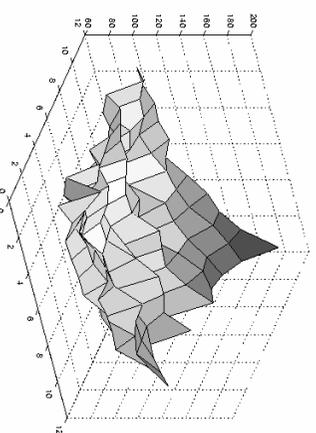
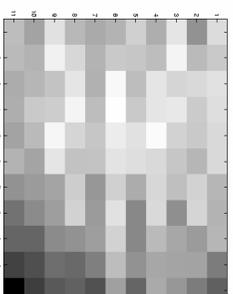


$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- gradientes grandes a lo largo del borde.
- λ_1 grande, λ_2 pequeño.

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

17



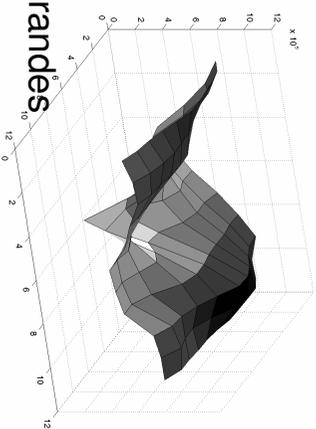
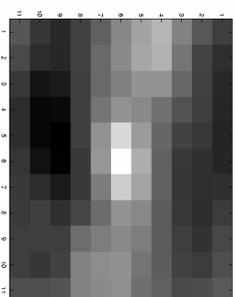
$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- gradientes de pequeña magnitud
- λ_1 pequeño, λ_2 pequeño

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

18

Regiones de gran textura



$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- gradientes diferentes, magnitudes grandes
- λ_1 , grande, λ_2 grande

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

19

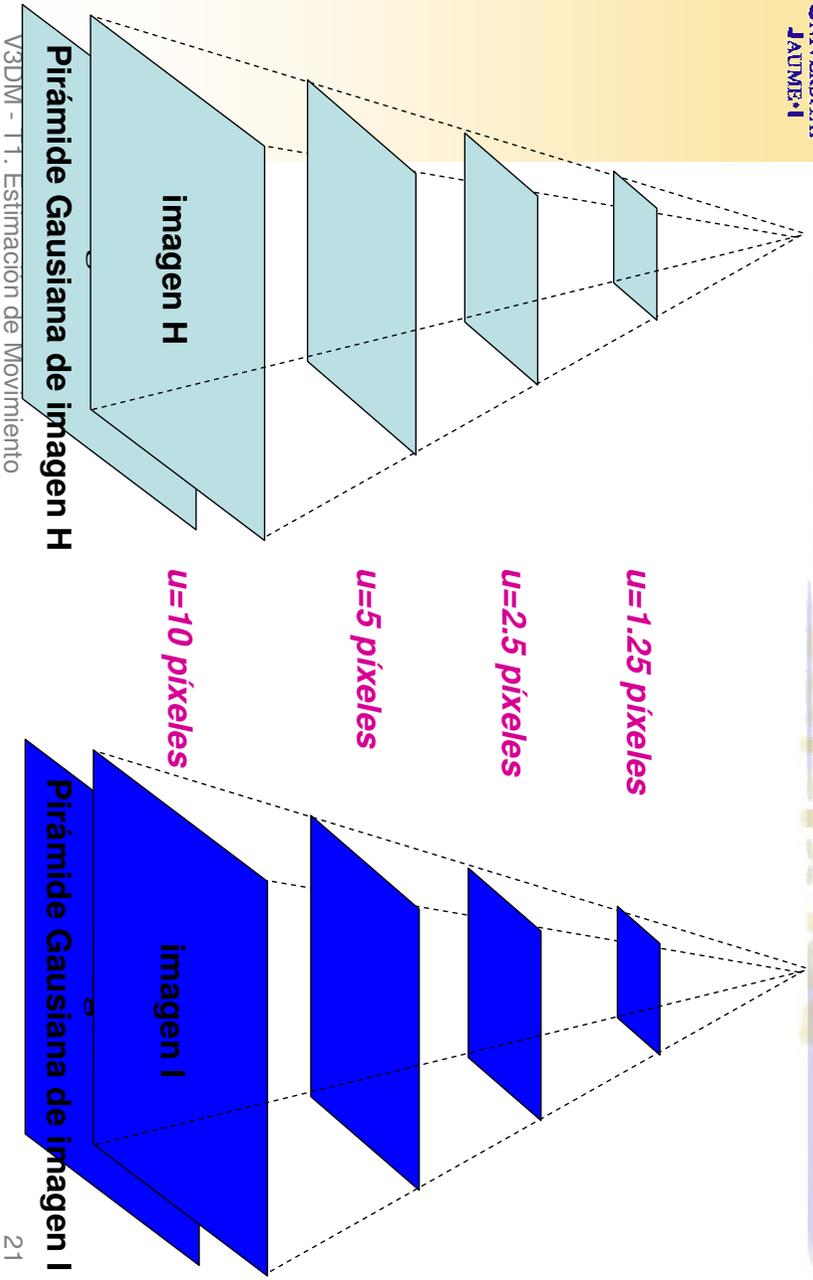
Lucas-Kanade iterativo

- Estimar **velocidad** en cada píxel utilizando el algoritmo Lucas-Kanade.
- Transformar **H hacia I** utilizando el campo de velocidades estimado:
 - Calcular imagen resultado utilizando **técnicas de interpolación**.
- Repetir hasta alcanzar la convergencia.

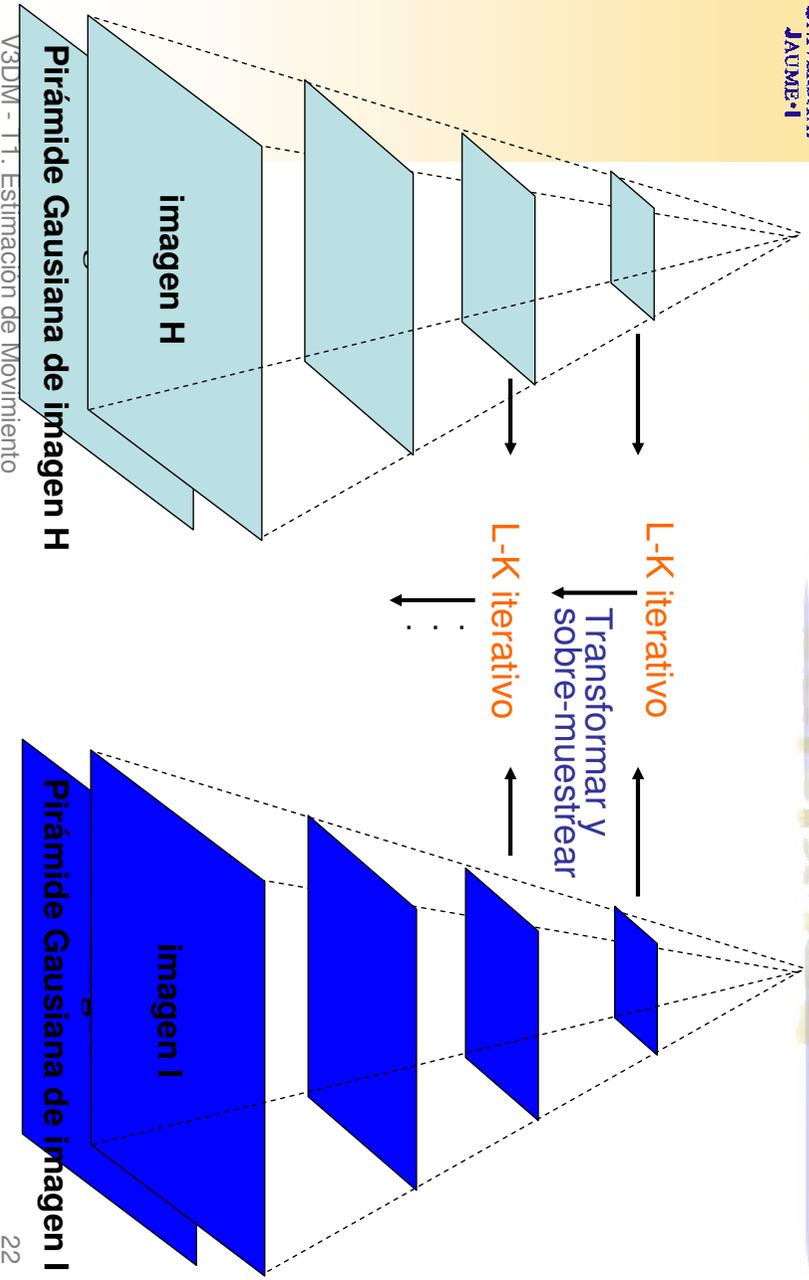
V3DM - T1. Estimación de Movimiento

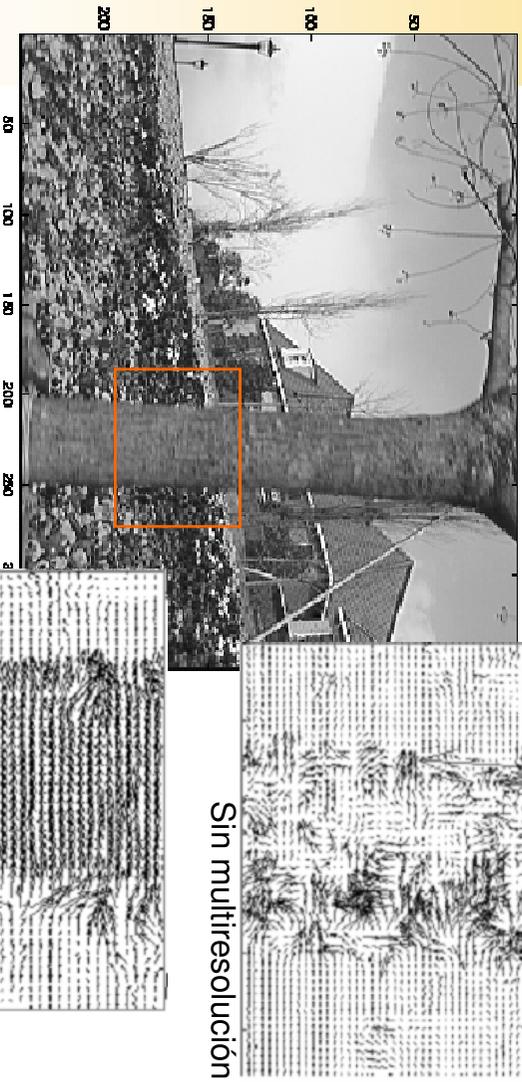
20

Estimación multiresolución



Estimación multiresolución





Con multiresolución

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

23

- Campos de aplicación: ejemplos.
- Flujo óptico.
- Segmentación:
 - **Sustracción del fondo.**
- Seguimiento.
- Imágenes foveales: seguimiento activo.
- Movimiento global: registrado.

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

24

Segmentación

- Detectar **objetivos móviles**:
 - Detectar puntos de atención.
- Dividir la imagen en **regiones** con movimiento coherente.



Sustracción del fondo

- Escenario y cámara **estáticos**:
 - Detectar objetos móviles respecto al fondo.
- Solución general:
 - **Modelo** de propiedades del fondo (gris, color, ...):
 - ▶ **Adaptación** a cambios:
 - Objetos del fondo con movimiento.
 - Cambios de iluminación ...
 - **Actualizar** el modelo a lo largo del tiempo.
 - **Comparar** el modelo a la imagen actual.

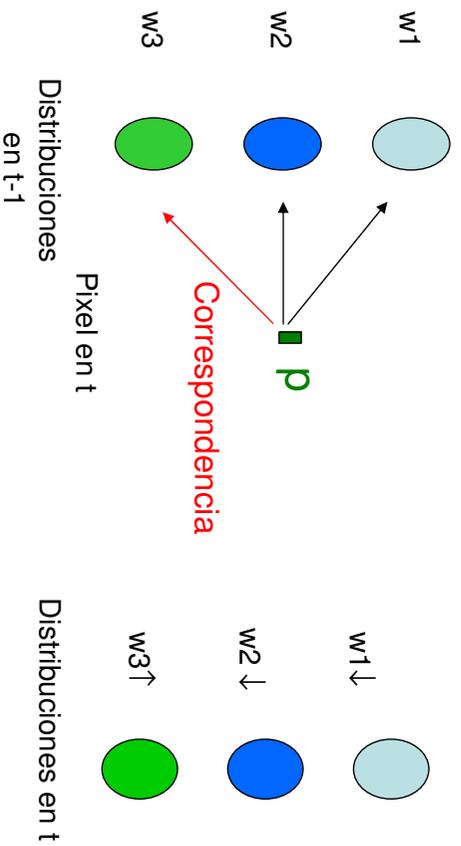
Algoritmo de Stauffer y Grimson

- Cada **píxel** es un **proceso estadístico independiente**:
 - Puede ser combinación de varios procesos:
 - ▶ Ej. Movimiento de una rama de un árbol.
- Valor de **cada píxel**:
 - Mezcla de varios modelos:
 - ▶ **N distribuciones Gausianas**.
 - Cada modelo tiene asignado un **peso**.
 - Proceso de **correspondencia**.
 - **Actualización** con nuevas observaciones.

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

27

Modelo de distribuciones de un píxel

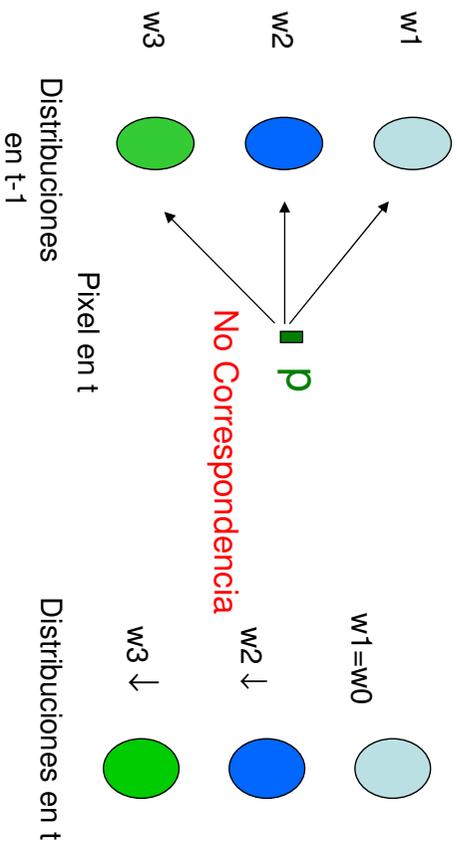


si $w_3 > T$ umbral entonces
p es píxel del fondo
sino,
es píxel de un objeto móvil

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

28

Modelo de distribuciones de un píxel



V3DDM - T1. Estimación de Movimiento

29

Correspondencia y actualización

- Proceso de **correspondencia**:
 - Distancia de Mahalanobis:

$$d = \sqrt{(x-m)^T (\Sigma)^{-1} (x-m)}$$

- Para un **píxel** (i,j) en t:
 - Distribuciones **sin correspondencia**: no cambian.
 - La **correspondiente**, k, se actualiza:

p, parámetro de aprendizaje [0,1]

$$m_{i,j}^{t,k} = (1-p)m_{i,j}^{t-1,k} + px_{i,j}^t$$

$$\Sigma_{i,j}^{t,k} = (1-p)\Sigma_{i,j}^{t-1,k} + p(x_{i,j}^t - m_{i,j}^t)(x_{i,j}^t - m_{i,j}^t)^T$$

V3DDM - T1. Estimación de Movimiento

30

Correspondencia y actualización

- Actualización de pesos.
- Para un píxel (i,j) en t :

$$\omega_{i,j}^{t-1} = (1 - \alpha)\omega_{i,j}^{t-1} + \alpha(M_{i,j}^{t-1})$$

α , parámetro de aprendizaje [0,1]

$$M_{ij}^{t-1} = \begin{cases} 1 & \text{si distribución correspondiente} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Sólo aumenta peso la distribución correspondiente

- Para píxeles sin correspondiente:
- Sustituir peso menor por peso inicial: $\omega_k = \omega_0$
- Sustituir distribución por inicial:

$$m_{i,j}^{t,new} = x_{i,j}^t \quad \sum_{i,j}^{t,new} = \sum_{i,j}^{initial}$$

Valor del píxel

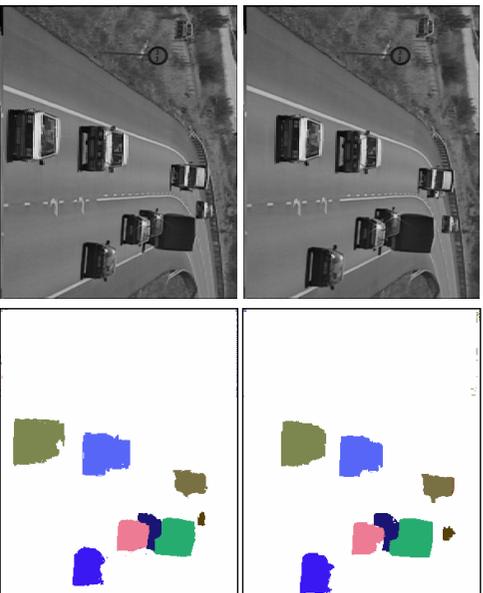
Ejemplo resultados



- Campos de aplicación: ejemplos.
- Flujo óptico.
- Segmentación:
 - Sustracción del fondo.
- **Seguimiento.**
- Imágenes foveales: seguimiento activo.
- Movimiento global: registrado.

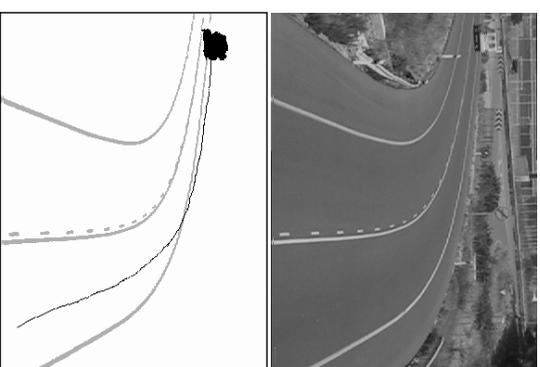
- Secuencias con **más de dos imágenes**:
 - Seguir el mismo punto de atención u objetivo móvil a lo largo de la secuencia.
- **Medidas** cada par de imágenes consecutivas:
 - **Variación y errores** en la medidas.
- **Integración** de las medidas a lo largo del **tiempo**:
 - **Estimación** posición.
 - **Predicción** en el tiempo.
- **Ejemplos**:
 - Filtro de *Kalman*.
 - Filtro de partículas.

Seguimiento

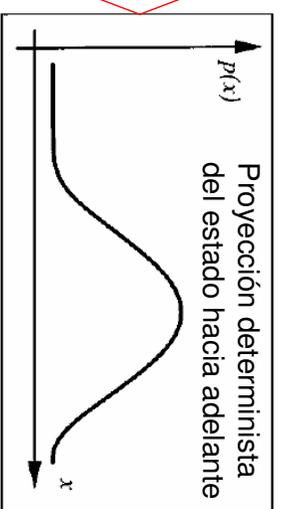
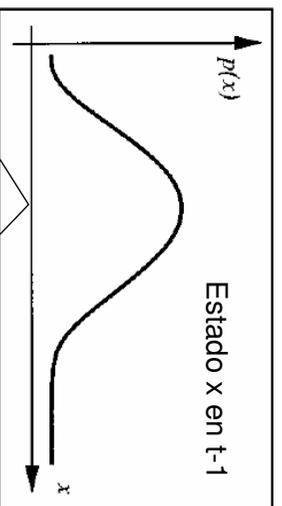


Errores en segmentación,
posición del móvil,
velocidad, etc.

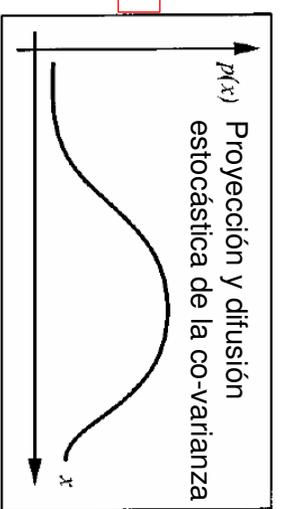
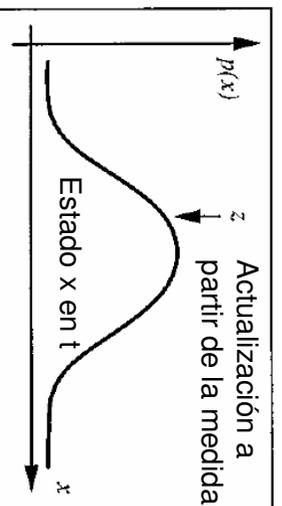
Asociar filtro de
predicción a cada móvil



Filtro de Kalman



Ej. estado x: posición y velocidad



Filtro de Kalman

- **Estimación del estado:**
 - Controlado por un proceso lineal.
 - **Tiempo discreto.**
 - A partir de una **secuencia de medidas** en el tiempo.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k$$

Proyección del estado

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

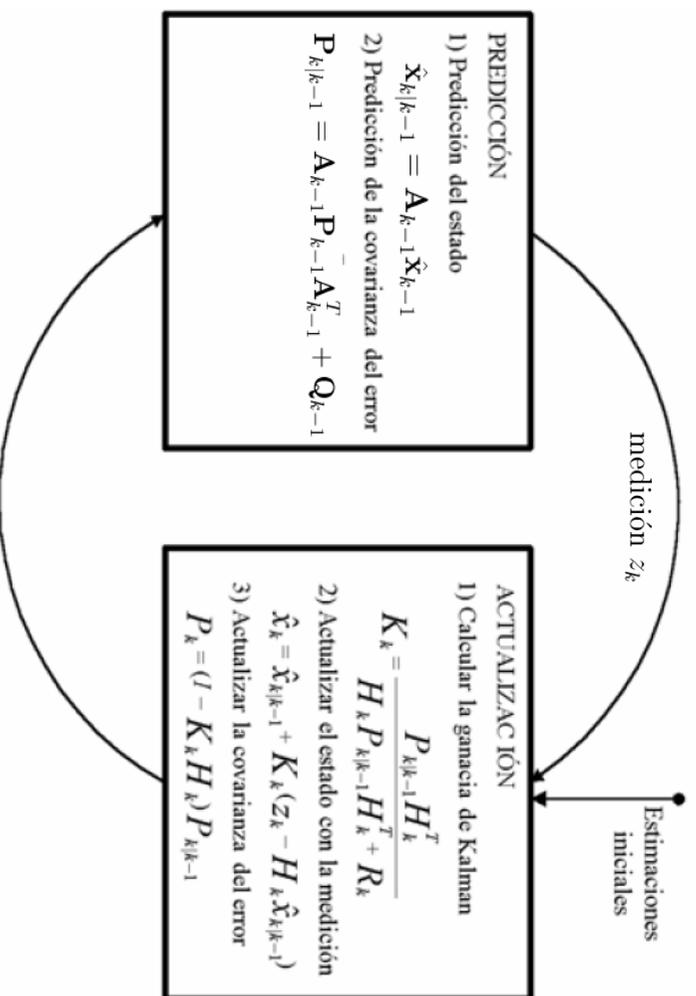
Relación estado con medición

$$P(\mathbf{w}) \rightarrow N(0, \mathbf{Q})$$

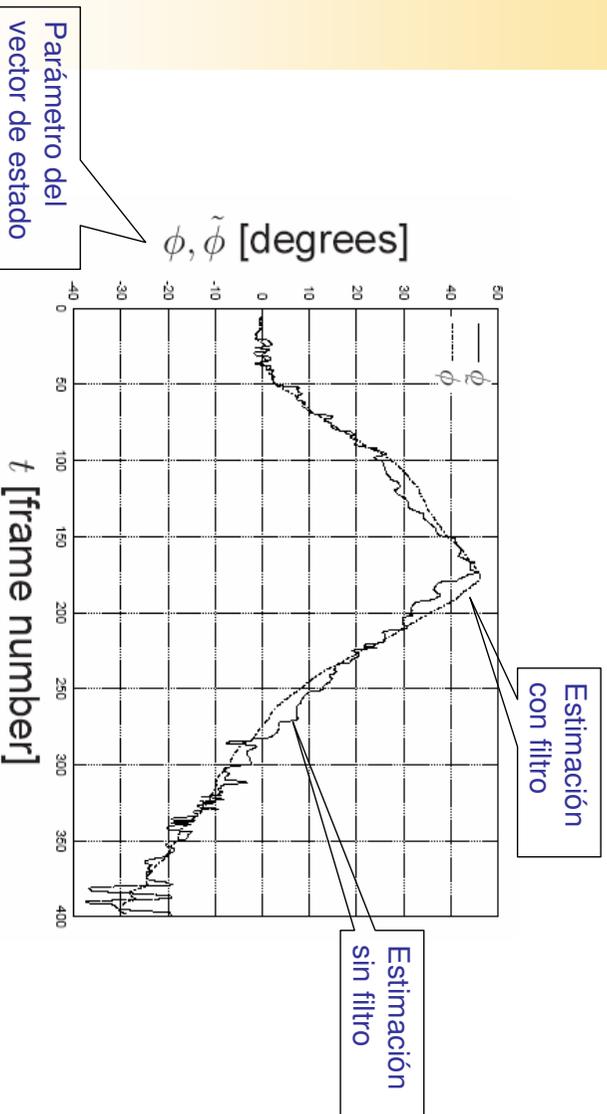
Ruidos del proceso
y medición.

$$P(\mathbf{v}) \rightarrow N(0, \mathbf{R})$$

Ciclo del algoritmo de Kalman



Ejemplo del efecto del filtro



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

39

Ejemplo de filtro

■ Movimiento uniforme

$$\mathbf{x}_k = (r_k, v_k)$$

Estado

$$r_k = r_{k-1} + v_{k-1} \Delta t$$

Proyección del estado

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k$$

$$\mathbf{A}_k = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

Relación estado con medición

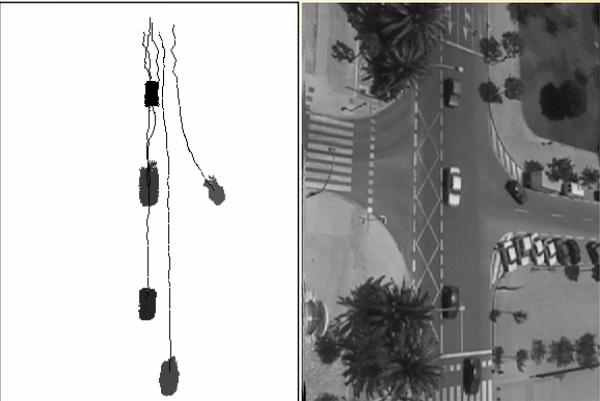
$$\mathbf{H}_k = (1 \quad 0)$$

Medimos solo la posición r

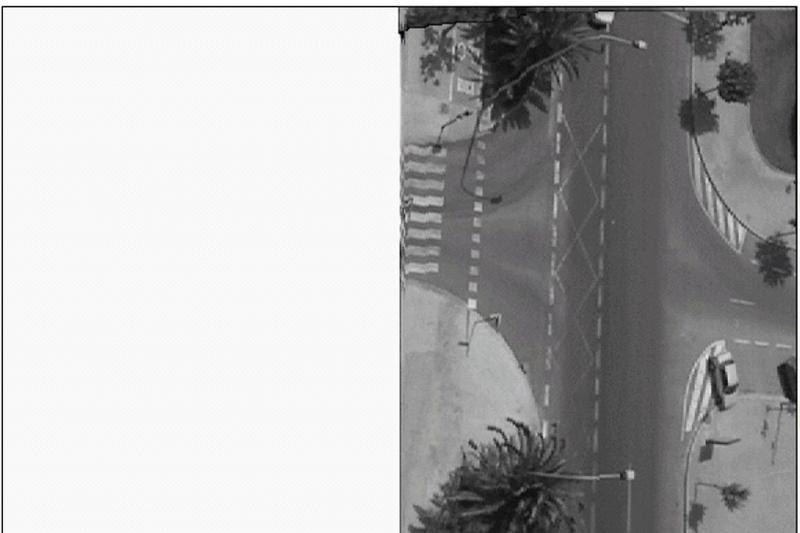
V3DM - T1. Estimación de Movimiento

40

Ejemplo resultados



V3DM - T1. Estimación de Movimiento



41

Índice

- Campos de aplicación: ejemplos.
- Flujo óptico.
- Segmentación:
 - Sustracción del fondo.
- Seguimiento.
- **Imágenes foveales: seguimiento activo.**
- Movimiento global: registrado.

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

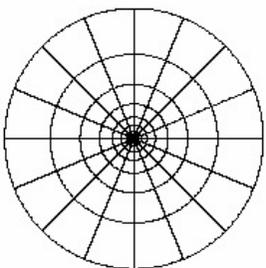
42

Mapeado Log-Polar

$$(\xi, \eta) \triangleq \left(\log_a \left(\frac{\rho}{\rho_0} \right), q\theta \right)$$



Cartesian
image
(256 × 256)



Log-polar
grid
(10 × 16)



Cortical
image
(32 × 64)



Inverse
mapping
(256 × 256)

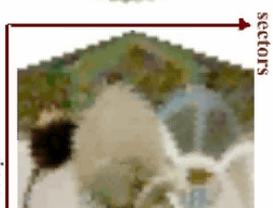
Propiedades



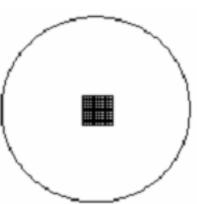
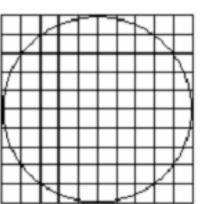
Input Image



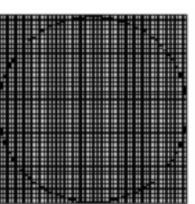
Retinal Image



Log-polar Image



- Solución de **compromiso**:
 - Campo visual grande.
 - Reducción cantidad de datos.
 - Alta resolución en área de interés.
- Íntimamente relacionada con **visión activa**.



Log-Polar y visión activa

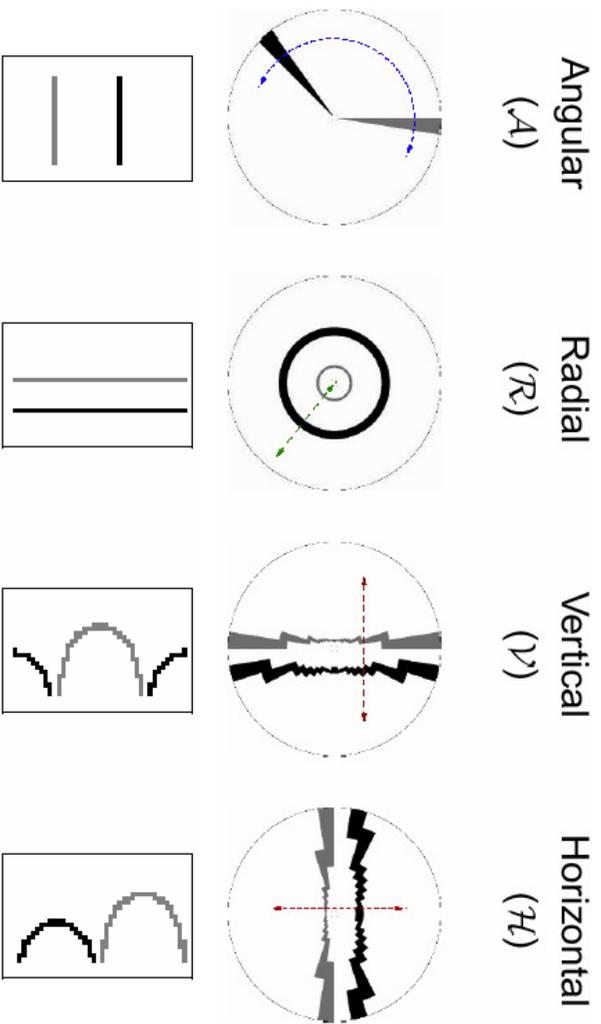
- **Procesado rápido** debido a datos reducidos.
- **El fondo se vuelve poco relevante.**
 - Un objetivo enfocado en la fovea domina la imagen log-polar.
 - No es necesaria la segmentación del objetivo.
 - Se pueden seguir objetivos más pequeños.
- **Papeles complementarios** de visión foveal, seguimiento activo y estimación de movimiento:
 - Control activo del actuador **compensa** las limitaciones perceptuales y logarítmicas.

Estimación de movimiento

- Utilización de **proyecciones** para estimar las diferentes componentes del movimiento.
- Modelo de “**similaridad**”:
 - Rotaciones
 - Escaldos
 - Traslaciones.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 \\ -b_2 & b_1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b \\ c \end{bmatrix}$$

Conjunto de proyecciones 2SPBA

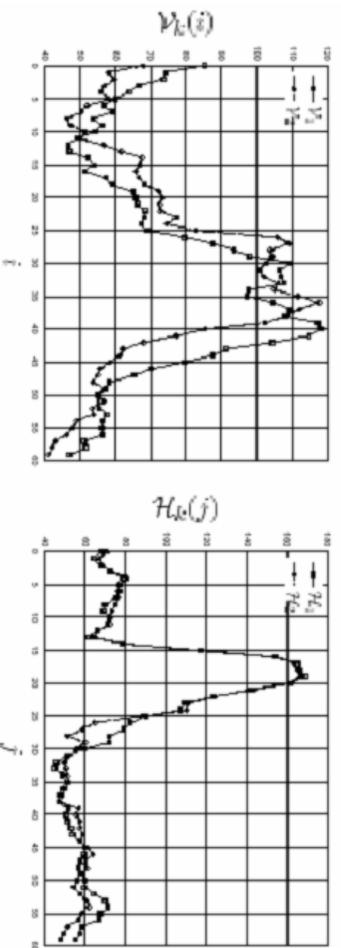


V3DM - T1. Estimación de Movimiento

47

2SPBA

- Estimación de **desplazamiento 1D** entre dos señales 1D.
- **Ejemplo** ($b=4$, $c=0$), (desplazamiento en x):

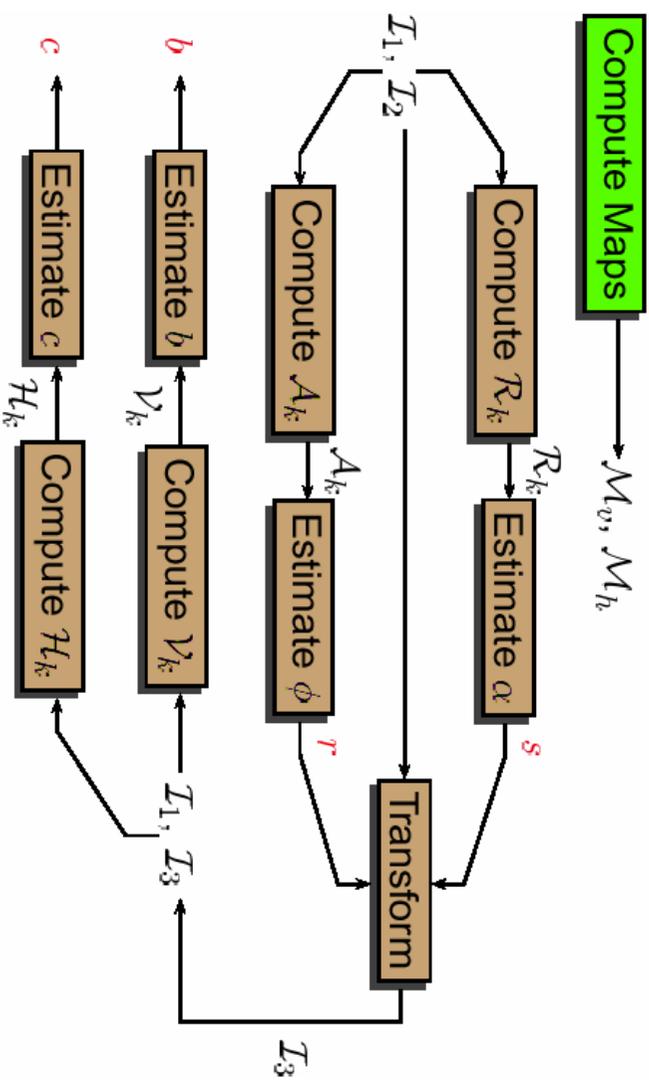


- **Dependencias entre componentes** de movimiento:
 - Rotación y escalado puede coexistir.
 - Traslación vertical y horizontal pueden coexistir.
 - Rotación y escalado pueden coexistir con **pequeñas traslaciones**.

V3DM - T1. Estimación de Movimiento

48

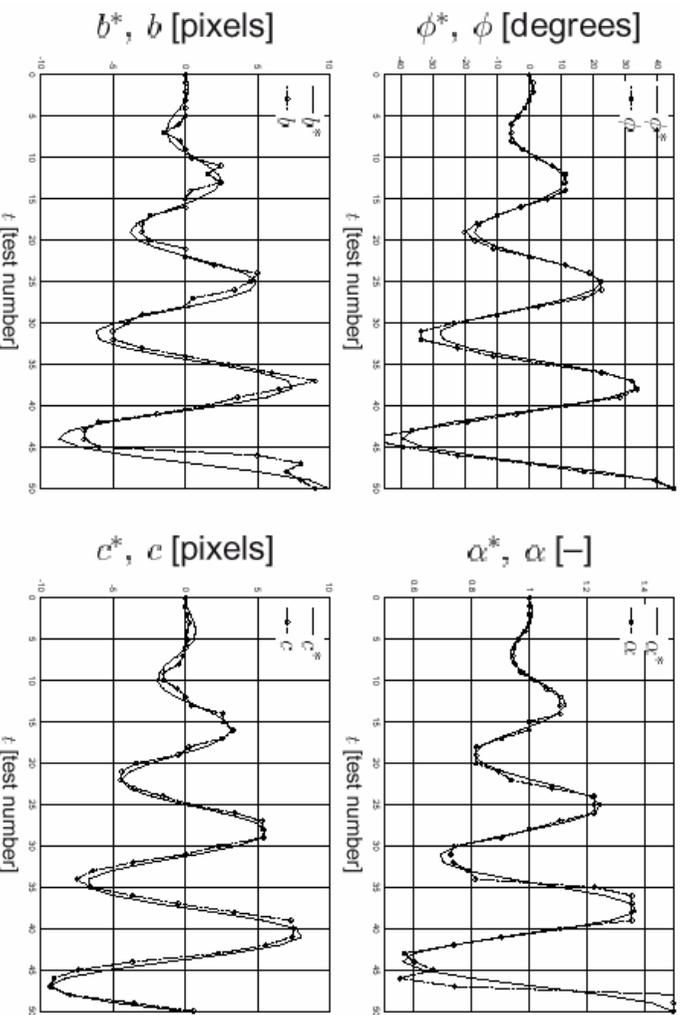
Algoritmo 2SPBA



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

49

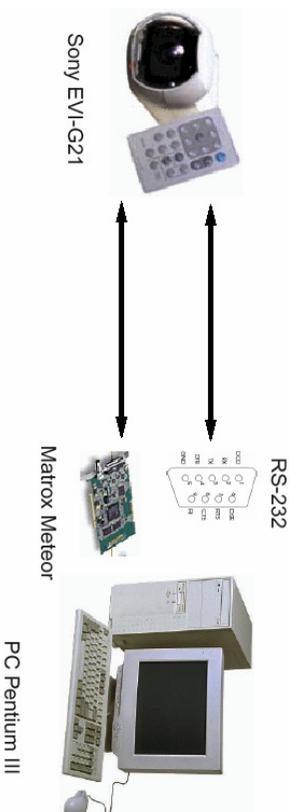
2SPBA Resultados (T+R+S)



V3DM - T1. Estimación de Movimiento

50

Resultados seguimiento activo



Translation+Rotation



Resultados seguimiento activo



■ Flujo óptico:

- D. J. Fleet. "Measuring the image velocity". Kluwer Academic Publishers. 1992.
- J.K. Aggarwal, N. Nandhakumar. "On the computation of motion from sequences of images – a review". Proceeding of the IEEE 76:8, 917-935. 1988.
- B.K.P. Horn, B. Schunck. "Determining optical flow". Artificial Intelligence 17, 185-204. 1981.

■ Modelado del fondo:

- C. Stauffer and W.E.L. Grimson, "Learning patterns of activity using real time tracking," IEEE Trans. On PAMI, 22(8):747-757, Aug 2000.

■ Seguimiento:

- Badenas, J.; Sanchiz, J.M. and Pla, F., "Motion-Based Segmentation and Region-Tracking in Image Sequences", Pattern Recognition, 2001, No. 34, pp. 661-670.
- Traver, V.J. and Pla, F.; "Similarity Motion Estimation and Active Tracking Through Spatial-Domain Projections on Log-Polar Images", Computer Vision and Image Understanding, Vol 97, No 2, pp 209-241, 2005.

■ Seguimiento:

- Y. Bar-Shalom, T.E. Fortman. "Tracking and data association". Mathematics in Science and Engineering, vol 179. Academic Press.
- B. Rao. "Data Association methods for tracking systems". Active vision. MIT Press. Cambridge, MA, EEUU.
- I.J. Cox. "A review of statistical data association techniques for motion correspondence". International Journal of Computer Vision 10:1, 53-66. 1993.
- Z. Zang. "Token tracking in a cluttered scene". INRIA Sophia-Antipolis. Informe de investigación 2072. 1993.
- R. Deriche, O. Faugeras. "Tracking line segments". Image and Vision Computing 8:4, 261-270. 1990.
- G.L.Scott, H.C. Longuet-Higgins. "An algorithm for associating the features of two images". Proceedings of the Royal Society London B:244,21-26. 1991.