

CAPO

Computación de Altas Prestaciones
y Optimización

Seguimiento de Objetos en Secuencias de Imágenes

Juan J. Pantrigo

juanjose.pantrigo@urjc.es

Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

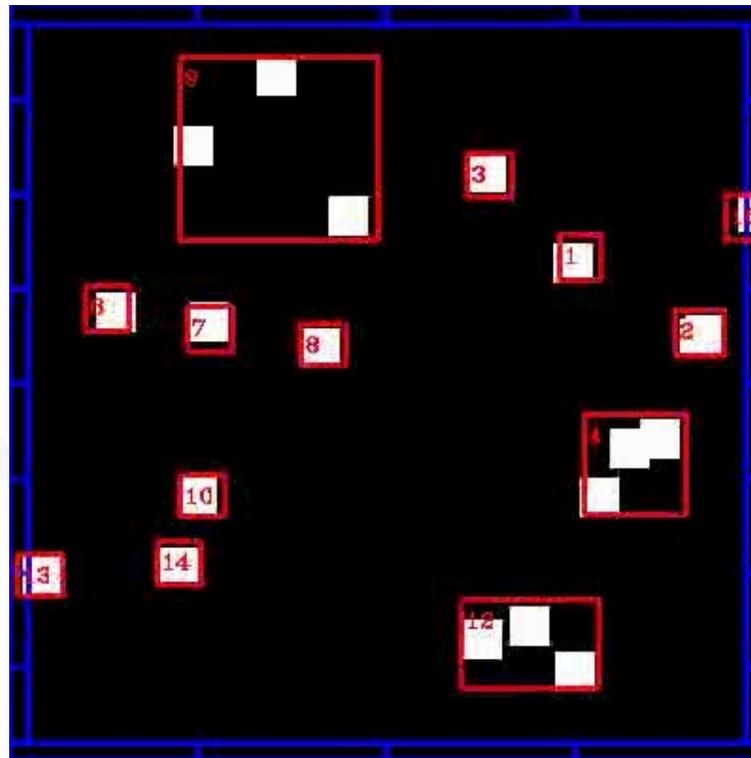
4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

Introducción

▼ Seguimiento visual – *visual tracking*

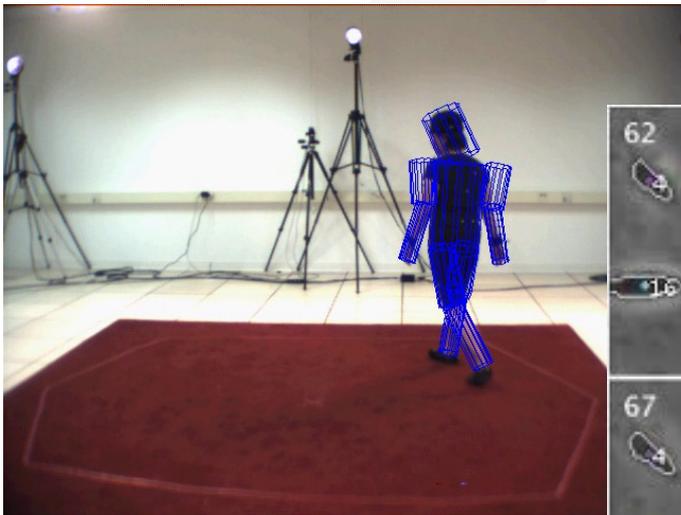
El problema del seguimiento visual consiste en determinar el estado de un sistema que evoluciona a lo largo del tiempo, utilizando para ello información visual.



Introducción

▼ Problemas relacionados con el seguimiento de objetos

- ▼ 2D / 3D / RGBD
- ▼ Un solo objeto / múltiples objetos
- ▼ Objetos articulados / objetos deformables
- ▼ Objetos que cambian de apariencia



Introducción

▼ Seguimiento de personas – *looking at people*

- ▼ El seguimiento de personas es de especial interés por su amplio potencial de aplicación

▼ Aplicaciones

- ▼ Etapa previa en sistemas de reconocimiento de actividades humanas:
 - ▼ Interacción persona-computador
 - ▼ Videovigilancia
 - ▼ Deporte
 - ▼ ...
- ▼ Herramienta de evaluación en el ámbito médico

Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

Modelado en seguimiento visual

▼ Problemas de estimación secuencial – *Sequential Estimation Problems*

- ▼ Problemas para los que se necesita realizar estimaciones del estado de un sistema que evoluciona en el tiempo
- ▼ utilizando para ello una secuencia de medidas (ruidosas) que se realizan sobre el sistema.
- ▼ Tienen aplicación en diferentes ámbitos científicos
 - ▼ Estadística
 - ▼ Procesamiento de la Señal
 - ▼ Análisis de Series Temporales
 - ▼ Econometría...

Modelado en seguimiento visual

▼ Modelo de espacio de estados – *State-space model*

- ▼ Para estimar el estado de un sistema dinámico, es necesario disponer de, al menos, dos modelos:
 - ▼ el **modelo del sistema**, que describe la evolución del estado del sistema en el tiempo y
 - ▼ el **modelo de medida**, que establece la relación entre las medidas y el estado del sistema.

Modelado en seguimiento visual

▼ Variables de estado del sistema

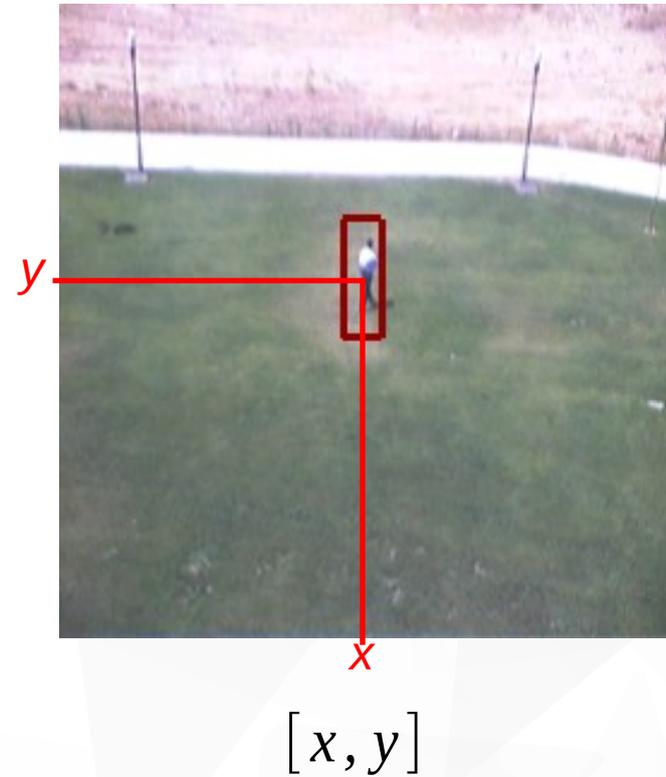
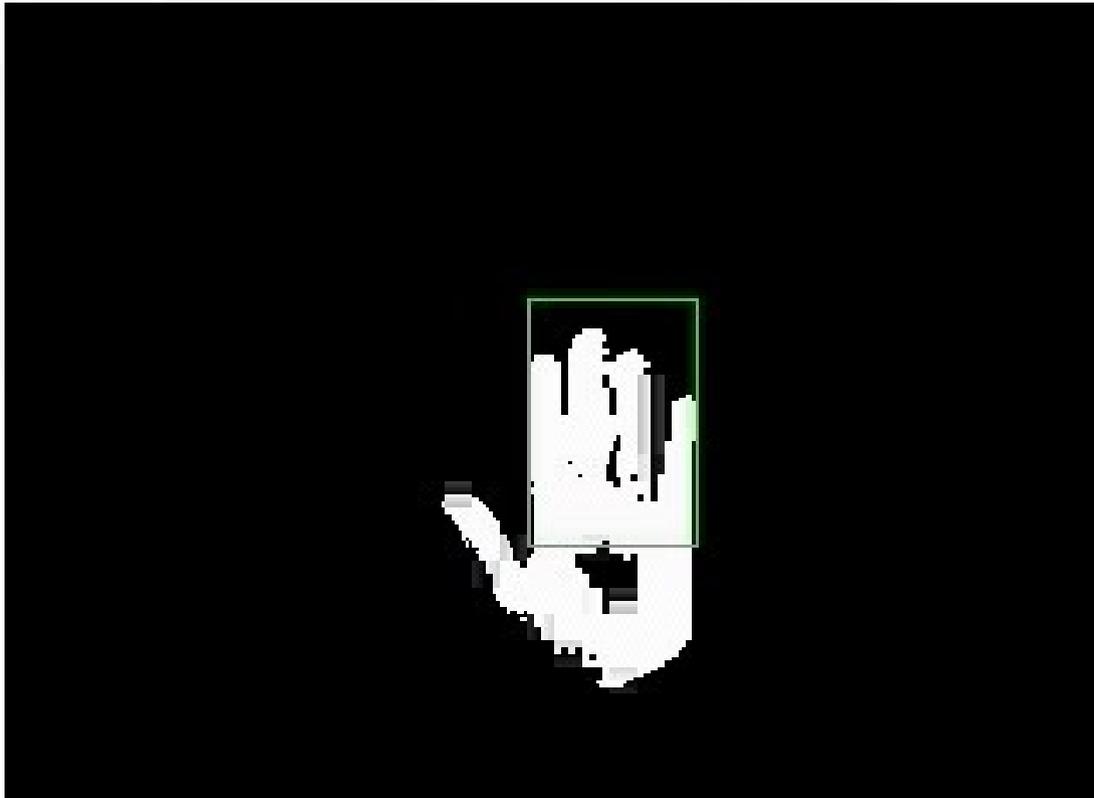
- ▼ son el menor conjunto de variables que determina el estado de un sistema.
- ▼ Se dice que n variables $\{x(1), x(2), \dots, x(n)\}$ conforman un conjunto de variables de estado si, para determinar el estado del sistema, se debe conocer el valor de cada una de estas variables.

▼ Vector de estado del sistema

- ▼ Es posible representar las n variables de estado de un sistema como las componentes de un vector x , que se conoce como vector de estado.
- ▼ Por tanto, el estado de un sistema viene descrito unívocamente por los valores de las componentes de un vector de estado.

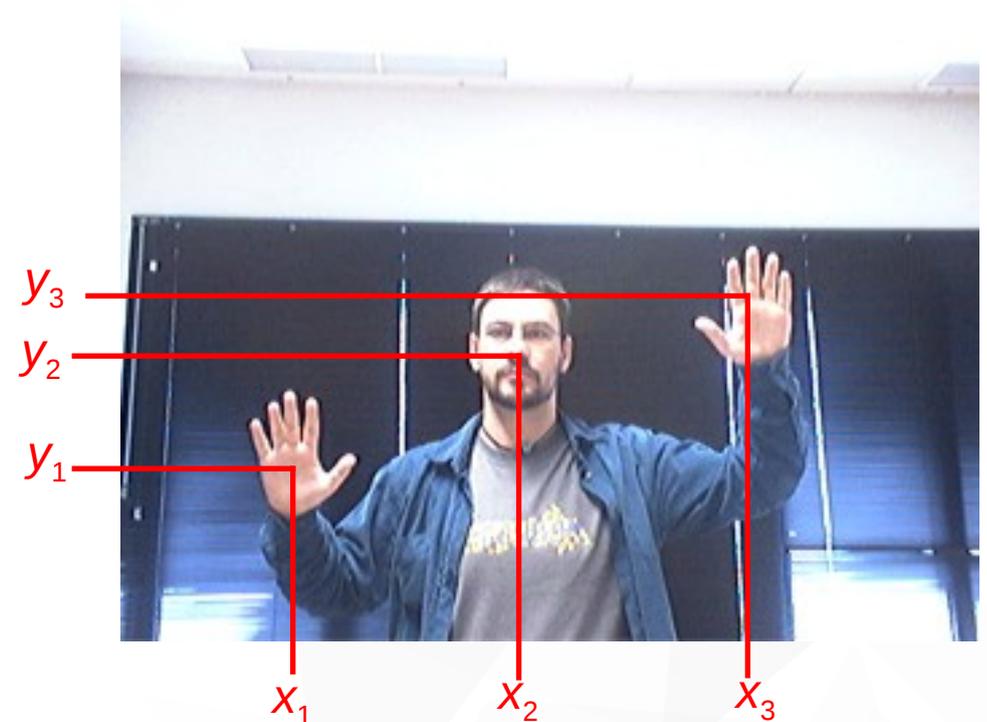
Modelado en seguimiento visual

▼ Seguimiento de un objeto



Modelado en seguimiento visual

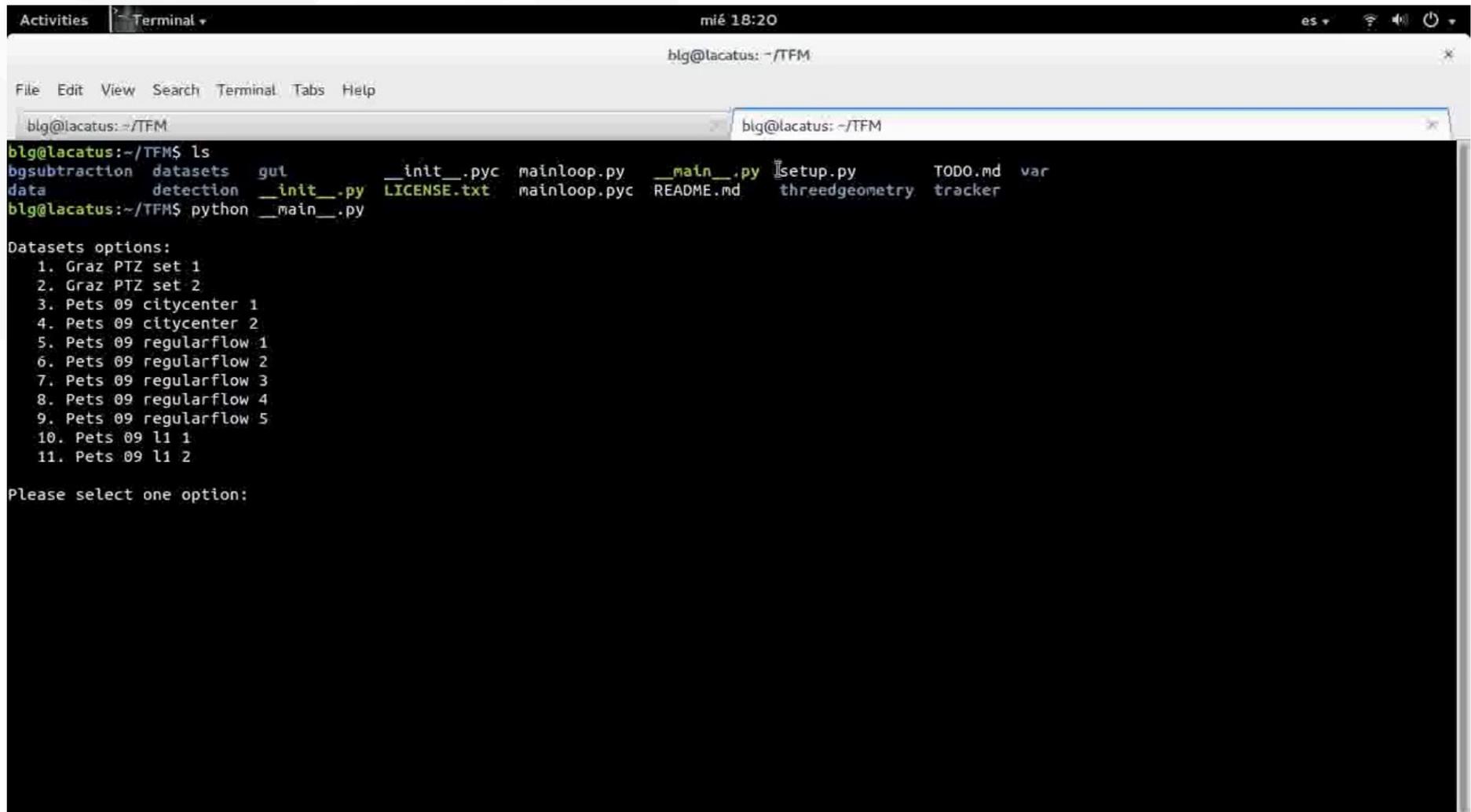
▼ Seguimiento de múltiples objetos



$$[x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_N, y_N]$$

Modelado en seguimiento visual

▼ Seguimiento de un número variable de objetos



A terminal window titled "Terminal" with the user "blg@lacatus" and the directory "~/TFM". The window shows the following commands and output:

```
blg@lacatus:~/TFM$ ls
bgsubtraction  datasets  gul      __init__.py  mainloop.py  __main__.py  setup.py  TODO.md  var
data           detection  __init__.py  LICENSE.txt  mainloop.pyc  README.md    threedgeometry  tracker

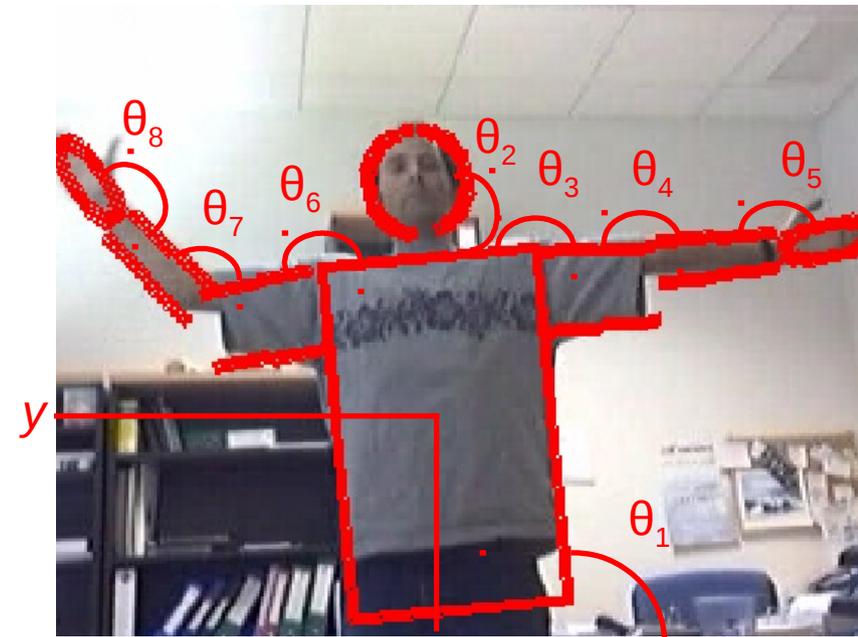
blg@lacatus:~/TFM$ python __main__.py

Datasets options:
1. Graz PTZ set 1
2. Graz PTZ set 2
3. Pets 09 citycenter 1
4. Pets 09 citycenter 2
5. Pets 09 regularflow 1
6. Pets 09 regularflow 2
7. Pets 09 regularflow 3
8. Pets 09 regularflow 4
9. Pets 09 regularflow 5
10. Pets 09 l1 1
11. Pets 09 l1 2

Please select one option:
```

Modelado en seguimiento visual

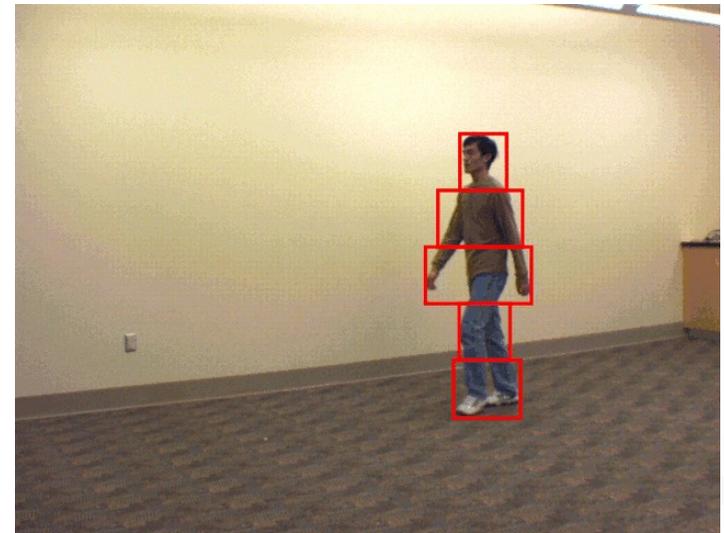
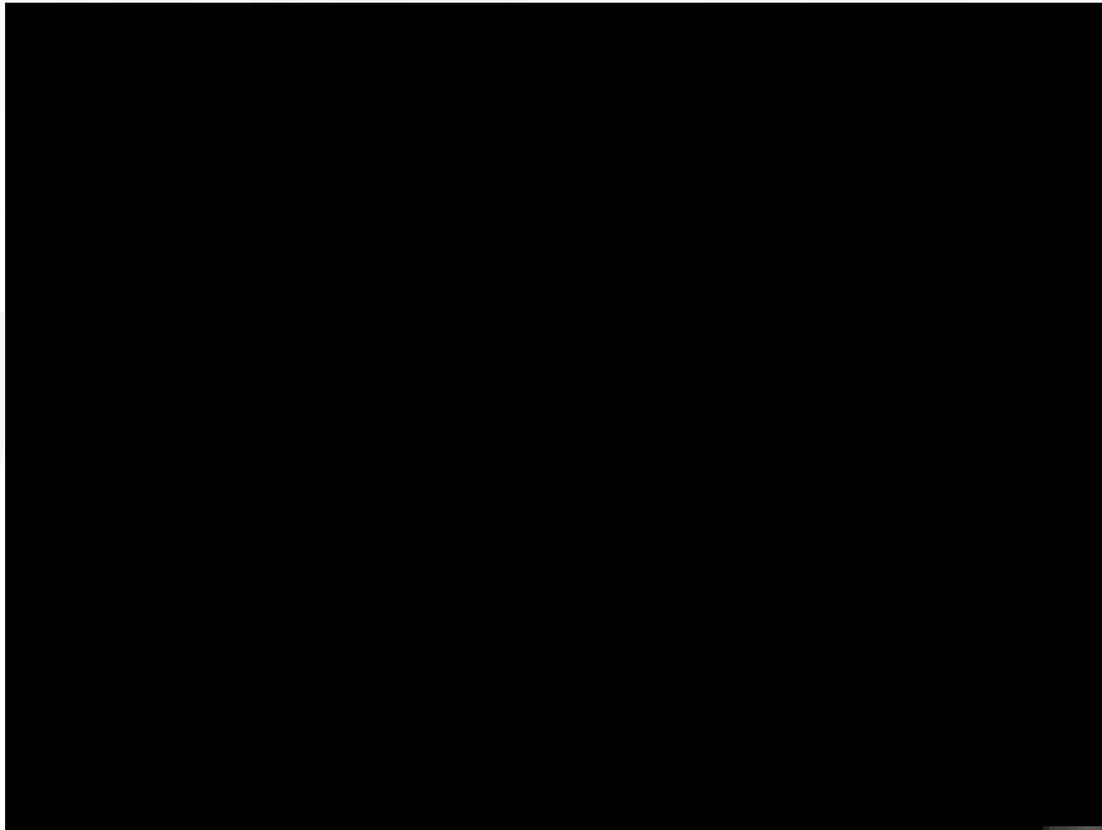
▼ Seguimiento de objetos articulados



$$[x, y, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_M]$$

Modelado en seguimiento visual

▼ Seguimiento de objetos deformables



$$[x, y, l_1, l_2, l_3, \dots, l_N]$$

Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

Extracción de características

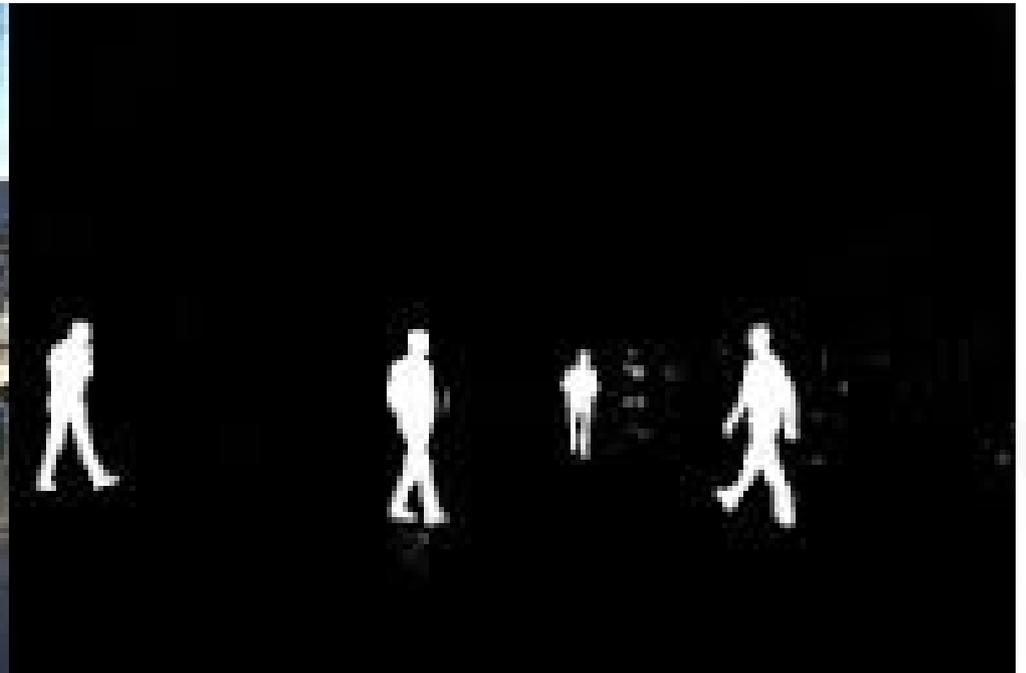
▼ Extracción de características relevantes del objeto seguido

- ▼ Sustracción de fondo
 - ▼ Detección de bordes
 - ▼ Color
 - ▼ HOG
 - ▼ Características tipo Haar
 - ▼ ...
- ▼ El objetivo es discriminar entre la region de la imagen que resulta relevante para identificar al objeto y el resto (proceso usualmente conocido como segmentación)

Extracción de características

▼ Sustracción de fondo

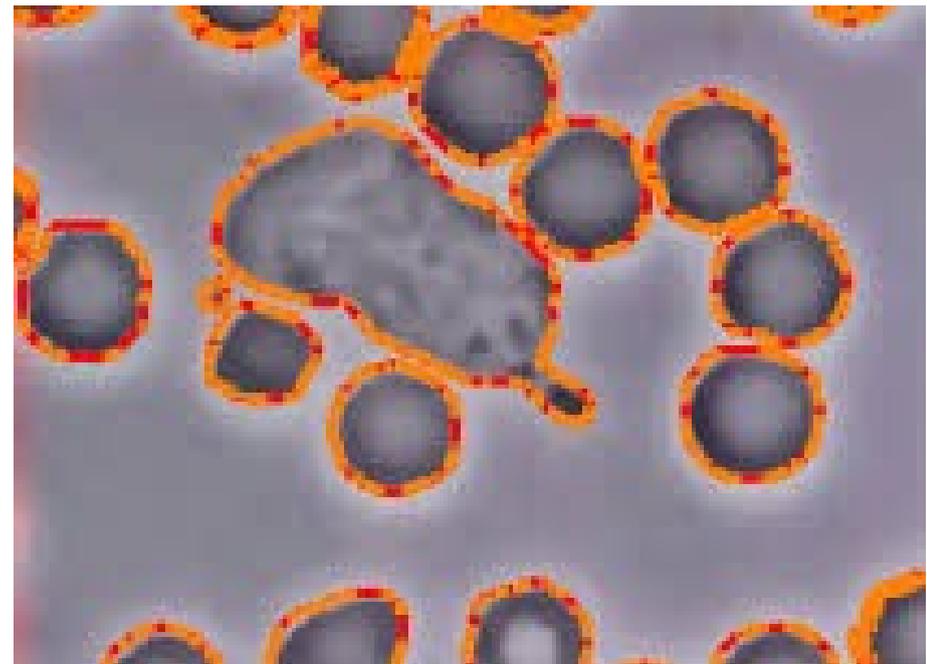
- ▼ Distinguir entre objetos del fondo y del primer plano
- ▼ Existe una gran variedad de métodos que modelan la evolución del fondo a lo largo del tiempo



Extracción de características

▼ Detección de bordes

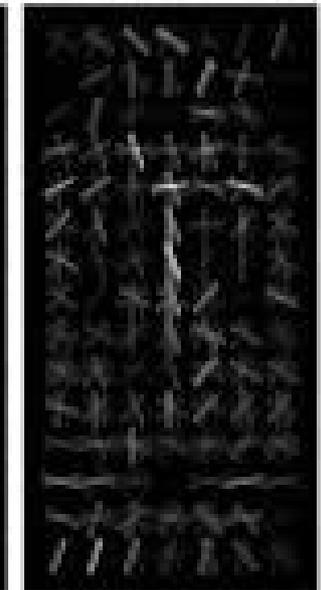
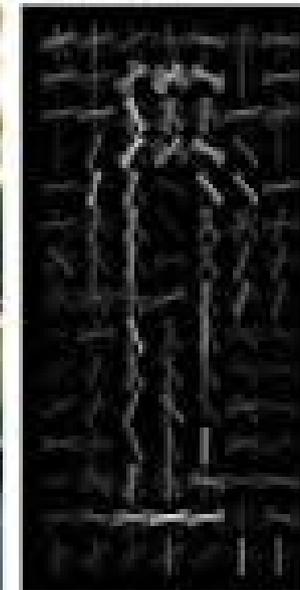
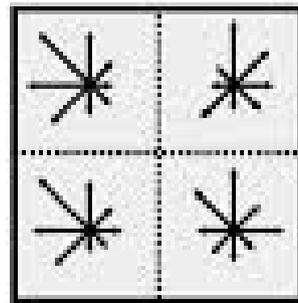
- ▼ Los bordes son regiones de la imagen en las que se producen cambios bruscos de los niveles de intensidad
- ▼ Existen varios detectores de bordes en la literatura científica



Extracción de características

▼ HOG

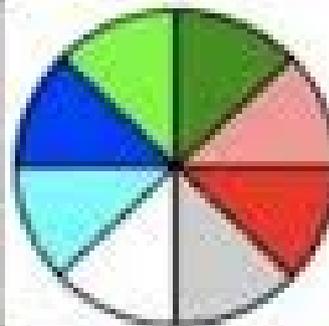
- ▼ Histogramas de Gradientes Orientados – (HOG, *Histogram of Oriented Gradients*)



(b)

(c)

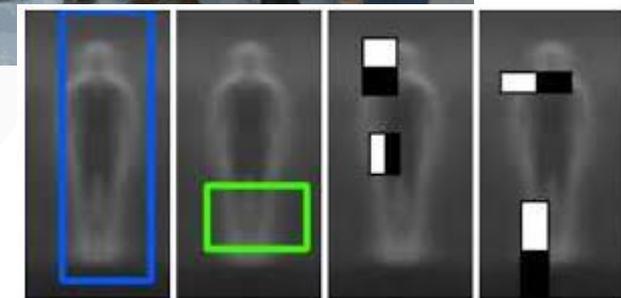
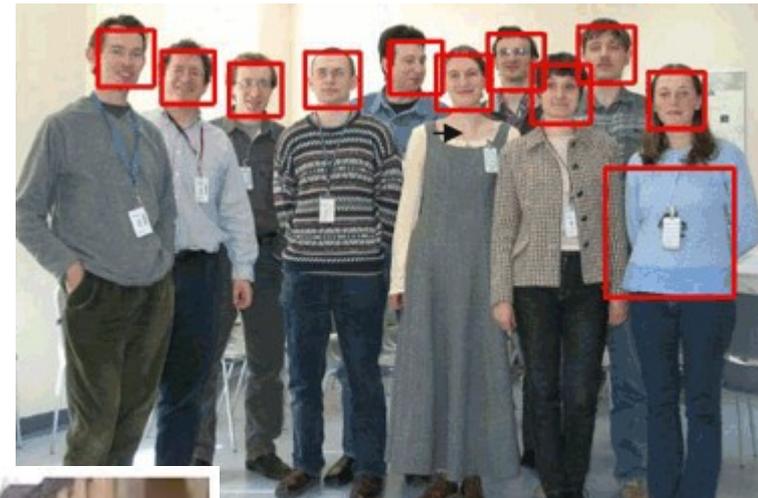
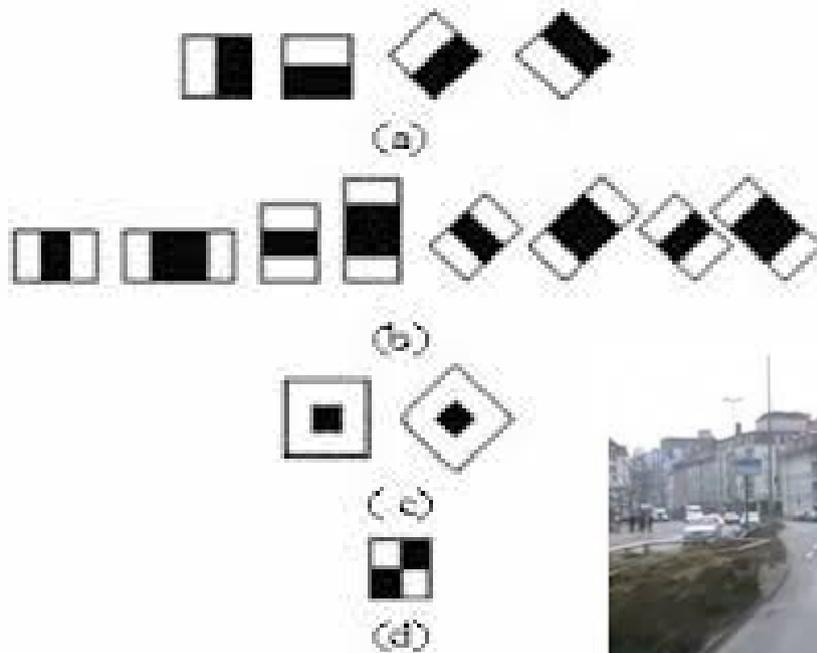
(d)



Extracción de características

▼ Características tipo haar – *Haar-like features*

- ▼ Diferencias entre sumas de píxeles de áreas dentro de un rectángulo, en cualquier posición y escala en la imagen.



(a) HOG (b) LBP (c) Haar like (d) Haar like

Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

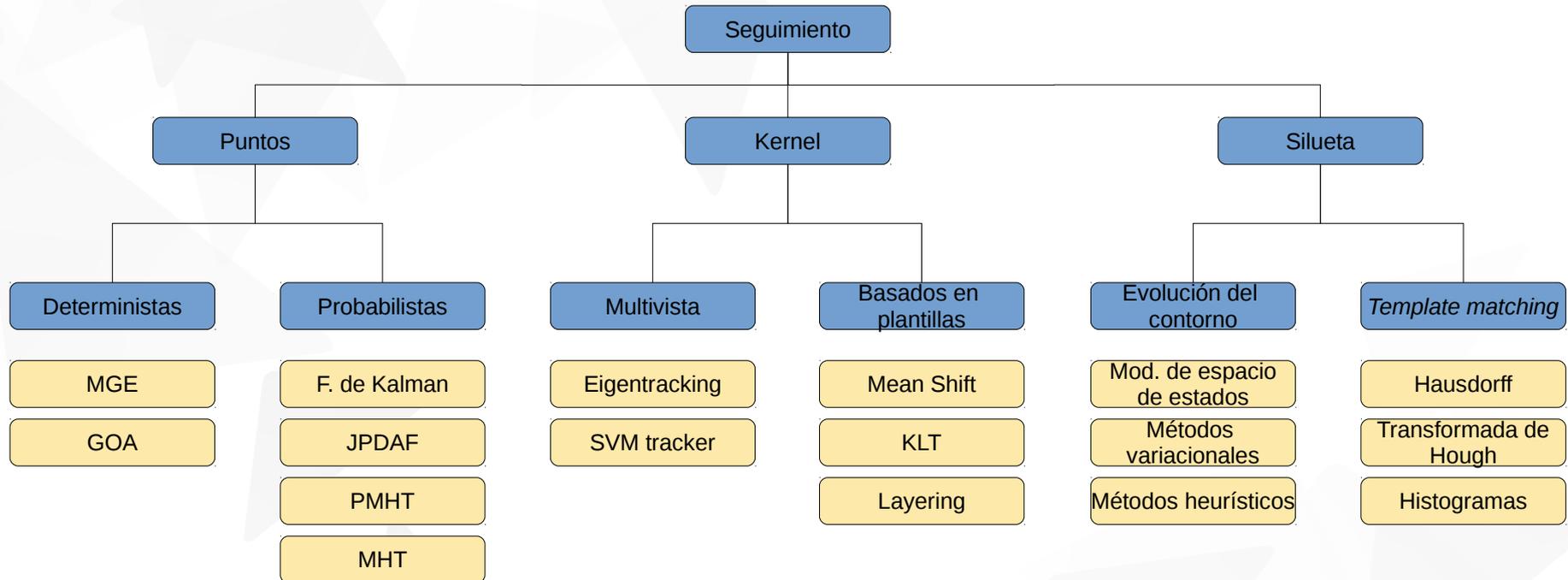
Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Diferentes propuestas

- ▼ Camshift
- ▼ Filtros de Kalman
- ▼ Filtros de partículas
- ▼ Basados en algoritmos de optimización
- ▼ Enfoques híbridos
- ▼ ...

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Taxonomía



▼ Además, nuevos enfoques como:

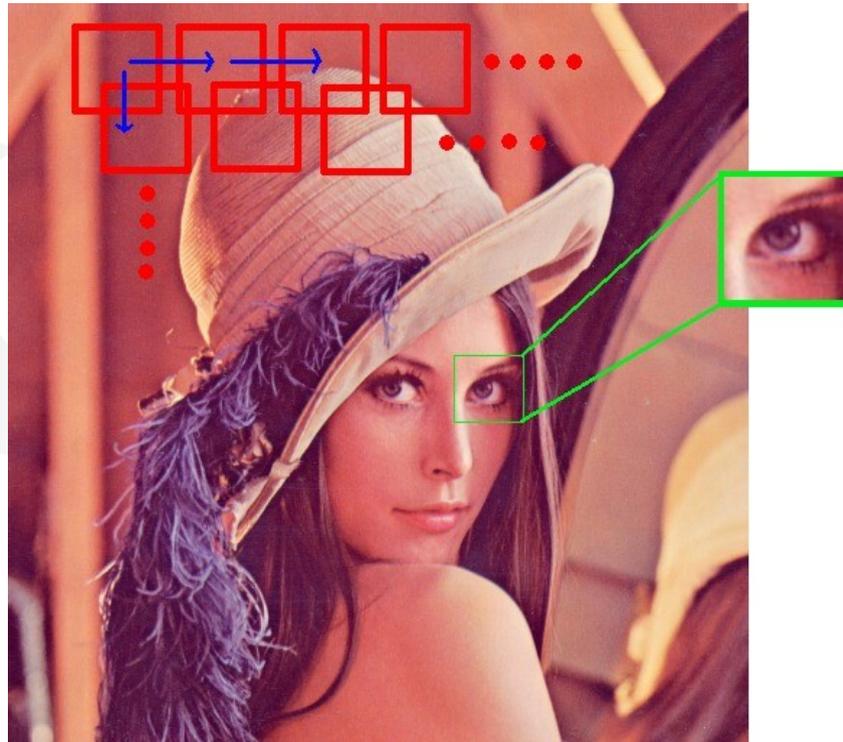
▼ *Tracking by detection*

▼ *Tracking-learning-detection*

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Ajuste de bloques (*template matching*)

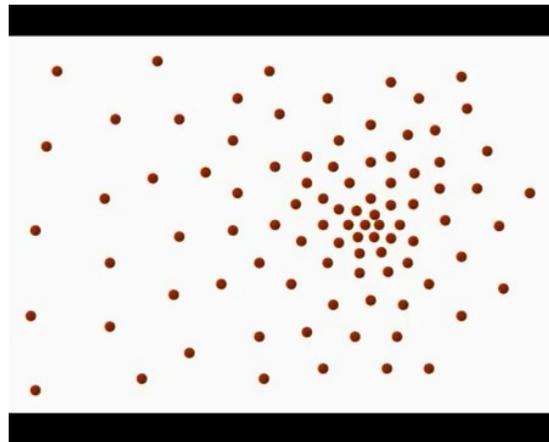
- ▼ Se dispone de un patrón o plantilla que hay que ajustar en cada instante de tiempo t
- ▼ Puede ser inabordable si hay que probar todas las posibilidades en un modelo de rotación, traslación y escala y en cada instante de tiempo



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ *Mean shift*

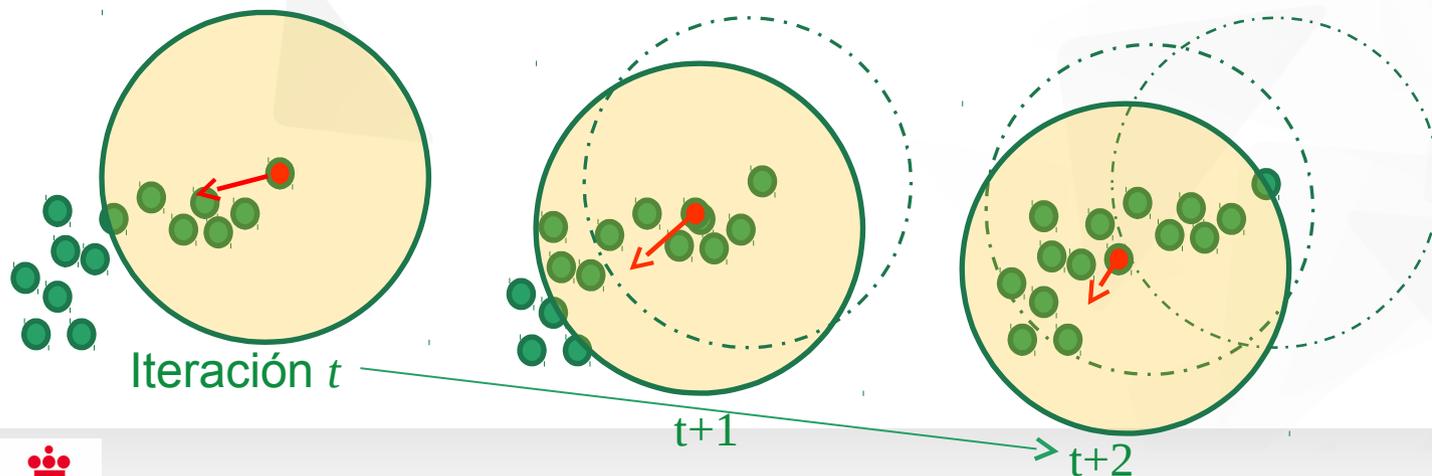
- ▼ Basado en el procedimiento Mean Shift de reconocimiento de patrones (Fukunaga&Hostetler, 1975)
- ▼ Localización de modos de una distribución en forma no paramétrica (*mode seeking*)
- ▼ Intenta localizar el valor promedio de una distribución sin utilizar todos los datos
- ▼ Busca la dirección del gradiente de la *pdf*



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ *Mean shift*

- ▼ **Paso 0:** elegir tamaño de la ventana
- ▼ **Paso 1:** se calcula el vector “*mean shift*” en una ventana de estimación, $M(x^t)$.
 - ▼ Vector entre promedio de los datos pertenecientes a la ventana y la estimación del promedio anterior
 - ▼ Se puede aplicar una ponderación $g()$ centrada en la estimación anterior
- ▼ **Paso 2:** se mueve la ventana a esa nueva estimación: $x^{t+1} = x^t + M(x^t)$
- ▼ **Criterios de parada:** poco cambio o máximo número de iteraciones



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ *Mean shift*

▼ Cálculo del vector *Mean shift*

$$M(x^t) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i^t \right) - x_0$$

Uniforme

$$M(x^t) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n g(x_i, x_0) x_i^t}{\sum_{i=1}^n g(x_i, x_0)} \right) - x_0$$

Ponderado

- ▼ Máscara de ponderación: $g()$
- ▼ Puntos del entorno: x_i
- ▼ Número puntos entorno: n
- ▼ Última posición de la estimación: x_0
- ▼ Vector mean-shift: $M(x^t)$

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ *Mean shift*

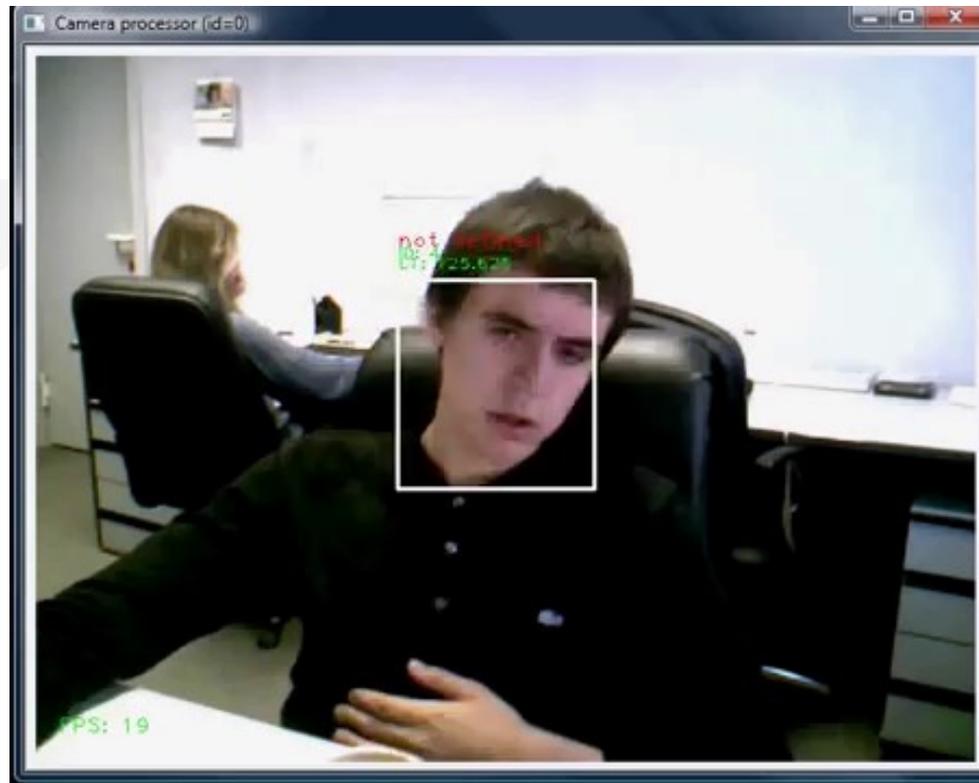
- ▼ Típicamente seguimiento de la imagen retroproyección de un histograma (*histogram backprojection image* → *color tracking*)
- ▼ Suele ser bastante independiente de escala, rotación e incluso a oclusiones parciales
- ▼ Segmentación por retroproyección fotograma a fotograma
- ▼ Cálculo de la posición media de la región a seguir



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ CAMSHIFT

- ▼ *Continuously adaptive mean shift*
- ▼ Adaptativo a cambios de color, tamaño, etc., del móvil
- ▼ Inicialmente propuesto para seguimiento facial



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

- ▼ Propuesto por Gordon et al. (1993)
 - ▼ Isard y Blake (1996) → adaptación para la resolución de problemas de seguimiento
- ▼ PF trata de aproximar una función de densidad de probabilidad (pdf) que describe el estado de un sistema
- ▼ Esta *pdf* se aproxima mediante un conjunto de muestras discretas llamadas partículas
- ▼ Cada partícula p_i representa un posible estado del sistema x_i , junto con su peso asociado ω_i .

$$p_i = (x_i, \omega_i)$$

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

Predicción
Difusión

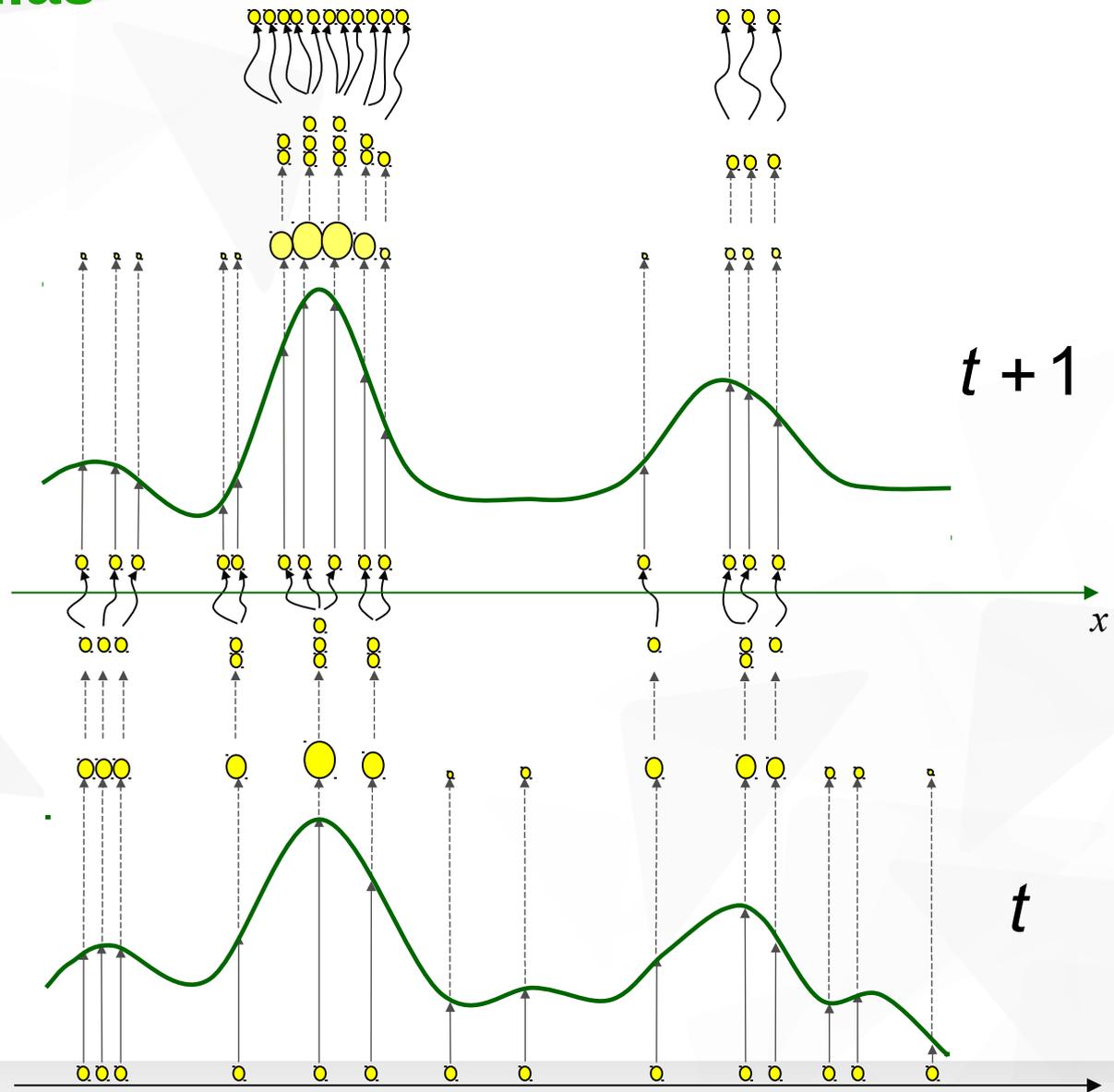
Selección

Ponderación

Predicción
Difusión

Selección

Ponderación



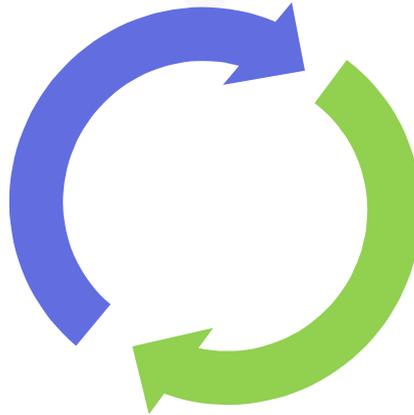
Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

(predicción)

- Selección
- Difusión
- Predicción

pdf a priori



(corrección)

- Evaluación

pdf a posteriori

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Inicialización de una población de partículas

▼ Caracteriza la *pdf a priori*

$$\{x_i^t, \omega_i^t, i=1, \dots, N\} \quad \sum_{i=1}^N \omega_i^t = 1 \Rightarrow \omega_i^t = \frac{1}{N}, \quad \forall i=1, \dots, N$$

▼ Evaluación

▼ Medida z_i disponible \rightarrow *pdf a posteriori*

$$\{x_i^t, \omega_i^t, i=1, \dots, N\} \quad \omega_i^t = p(z^t, x_i^t), \quad \forall i=1, \dots, N$$

y se normalizan:
$$\sum_{i=1}^N \omega_i^t = 1$$

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

- ▼ Selección (*resampling*)
- ▼ Etapa necesaria para evitar el fenómeno de la degeneración
- ▼ Tras la ejecución de n pasos temporales, todas las partículas excepto una tienen pesos despreciables
 - ▼ No contribuyen de forma significativa
 - ▼ Mucho esfuerzo computacional dedicado a evaluar partículas con peso despreciable
 - ▼ La muestra ofrece una representación muy pobre de la *pdf a posteriori*

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Selección (*resampling*)

- ▼ Tamaño efectivo de la muestra (N_{ef}): Número de partículas “útiles”

$$N_{ef} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_i^t)^2}$$

- ▼ Entonces:

$$\omega_i^t \rightarrow \frac{1}{n} \quad \forall i=1, \dots, N \Rightarrow N_{ef} \rightarrow N$$

$$\exists j \in \{1, \dots, N\} | \omega_j^t \rightarrow 1 \Rightarrow N_{ef} \rightarrow 1$$

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Selección (*resampling*)

- ▼ Elimina partículas con valores pequeños de peso
- ▼ Multiplica aquellas con valores mayores

$$\{x_i^t, \omega_i^t\} \rightarrow \left\{x_i^t, \frac{1}{N}\right\}$$

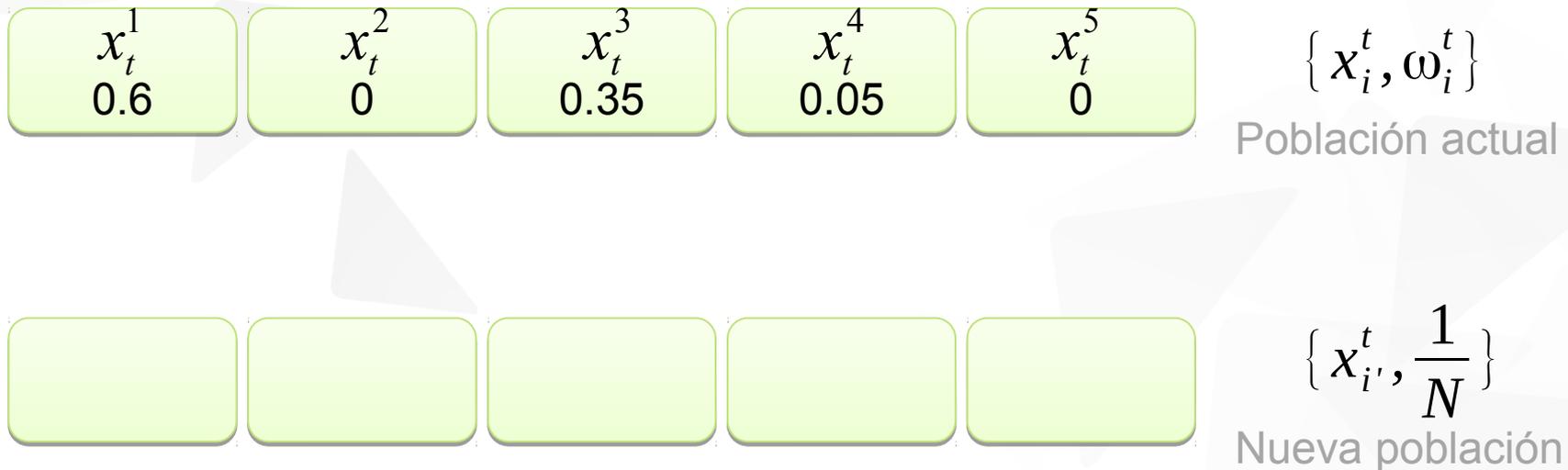
▼ Nueva población

- ▼ Se genera remuestreando con remplazo N veces
- ▼ Las partículas se seleccionan con probabilidad proporcional a su peso
- ▼ Método de la ruleta

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

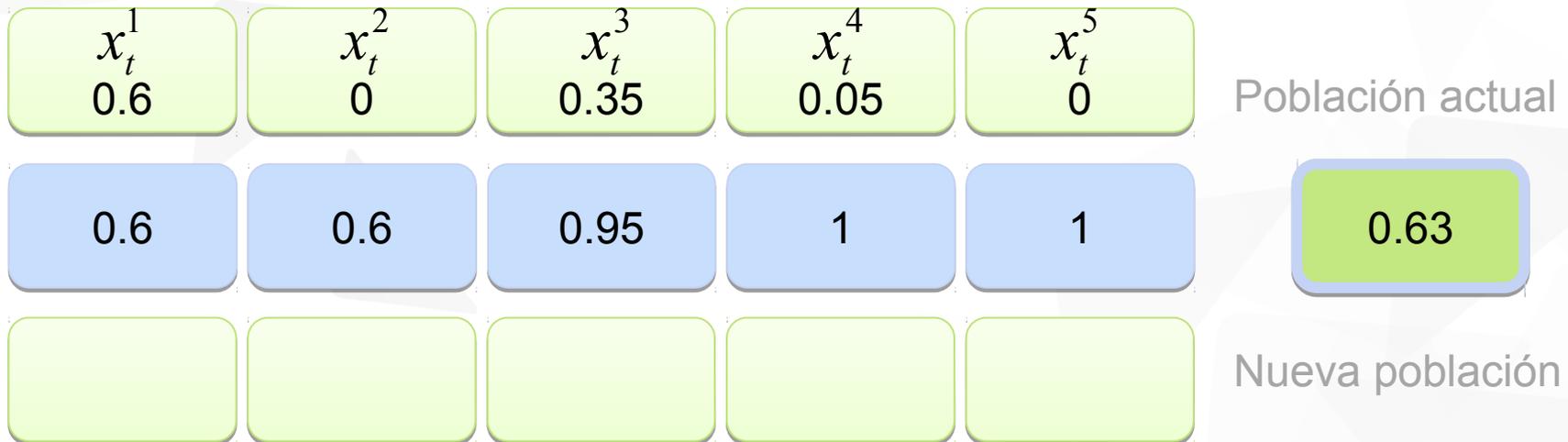
▼ Selección: (método de la ruleta)

x_t^1 0.6	x_t^2 0	x_t^3 0.35	x_t^4 0.05	x_t^5 0	Población actual
0.6	0.6	0.95	1	1	Vector pesos acumulados
					Nueva población

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

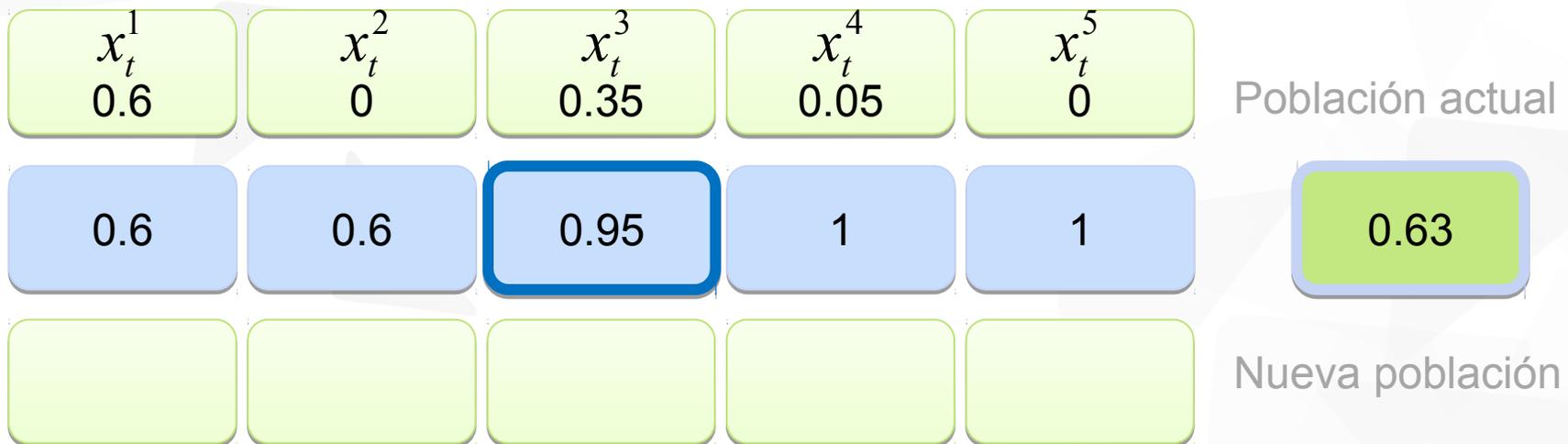
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

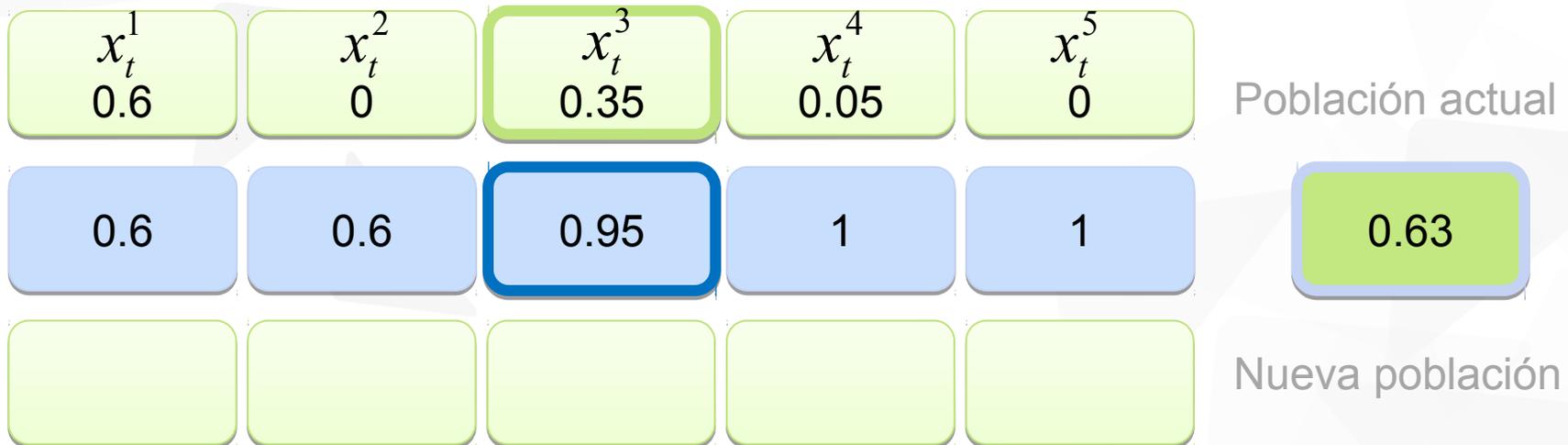
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

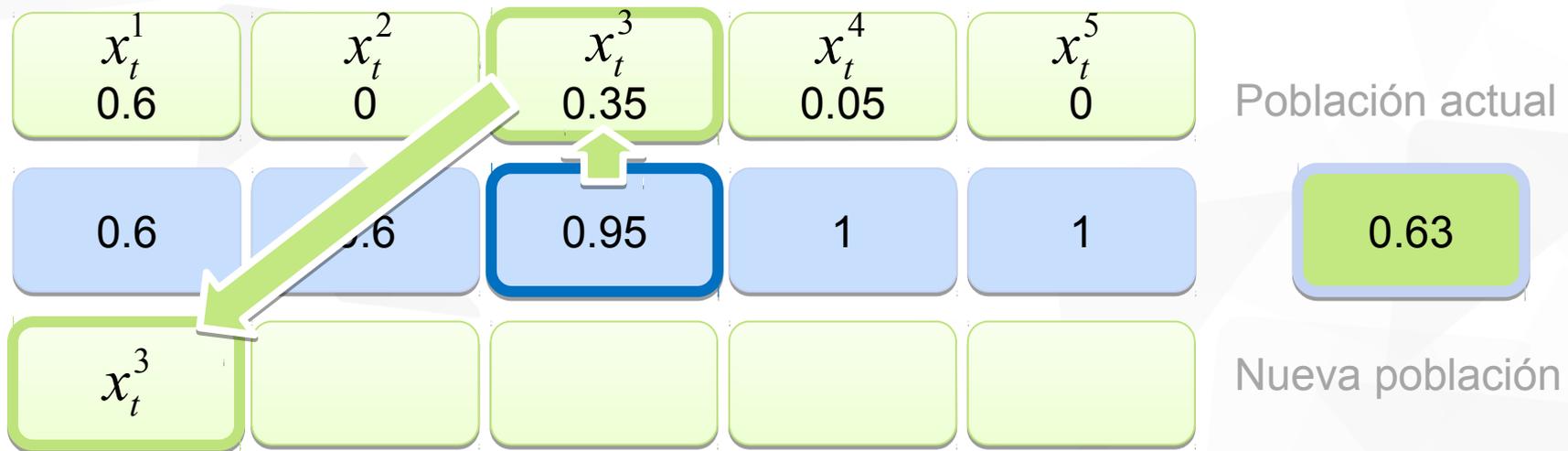
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

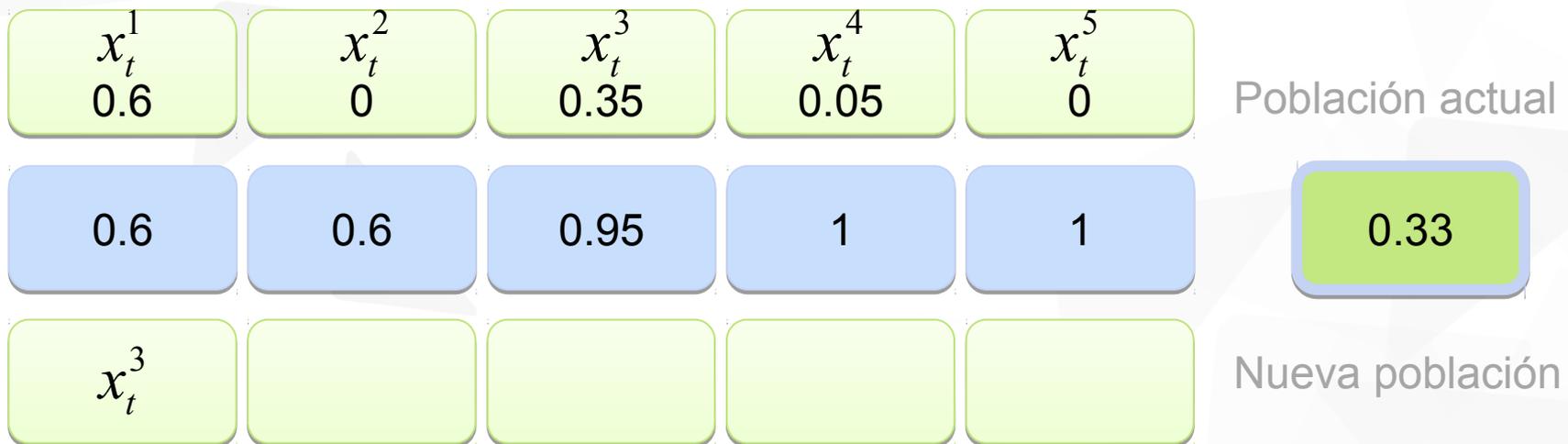
- ▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

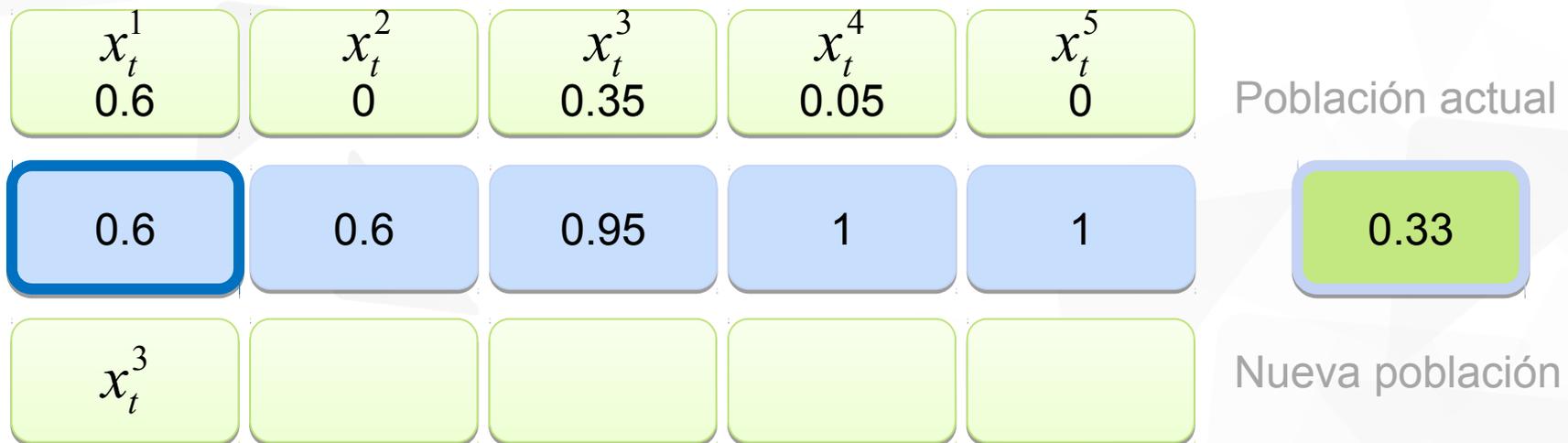
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

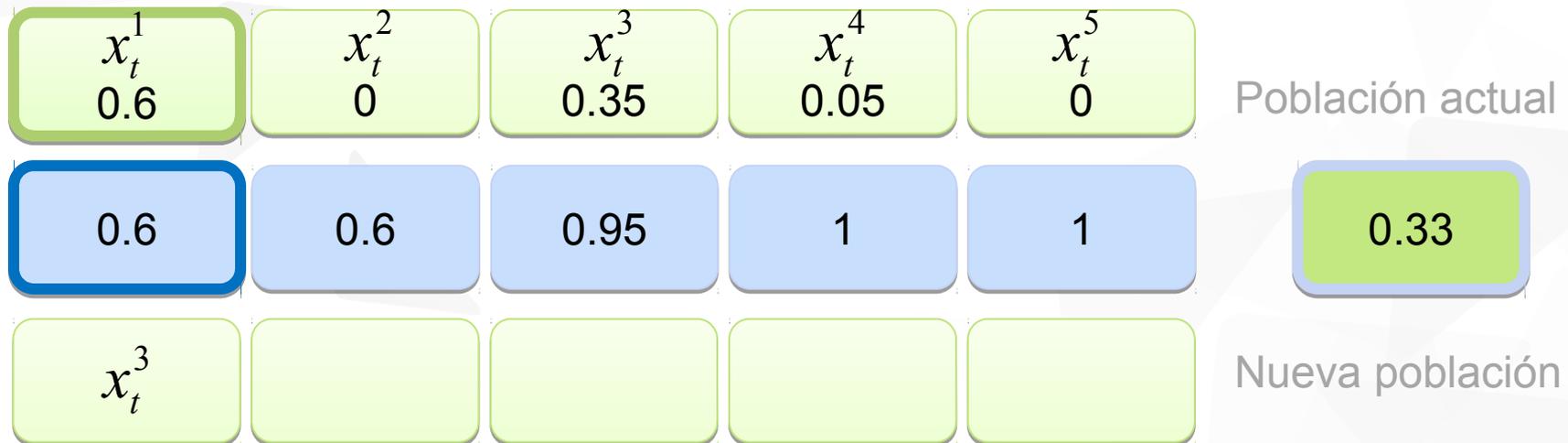
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

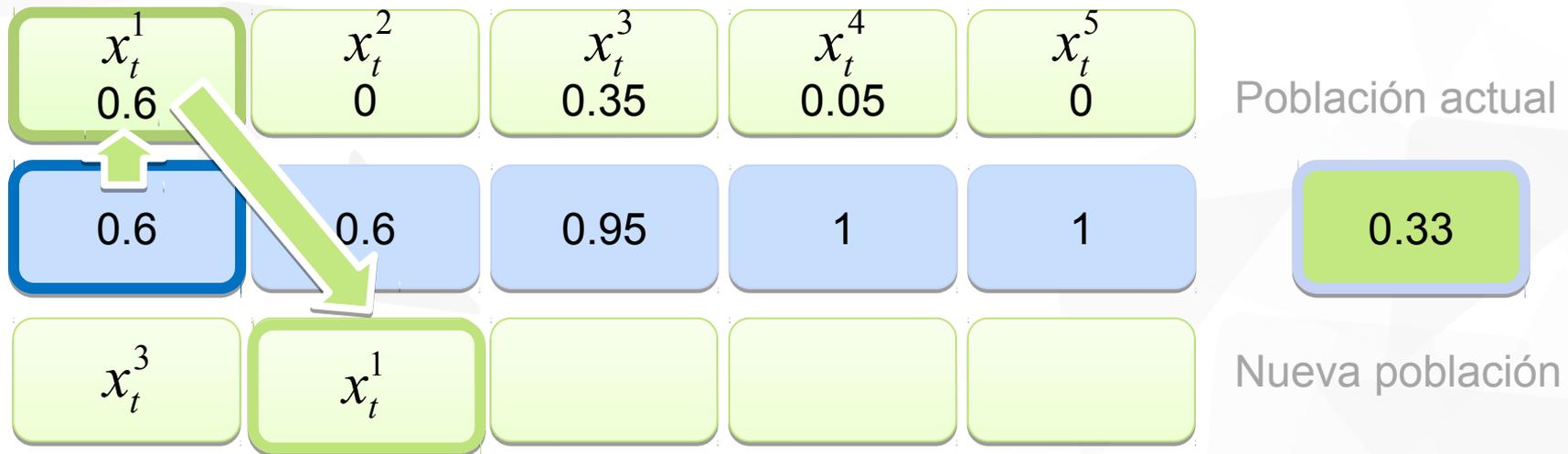
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

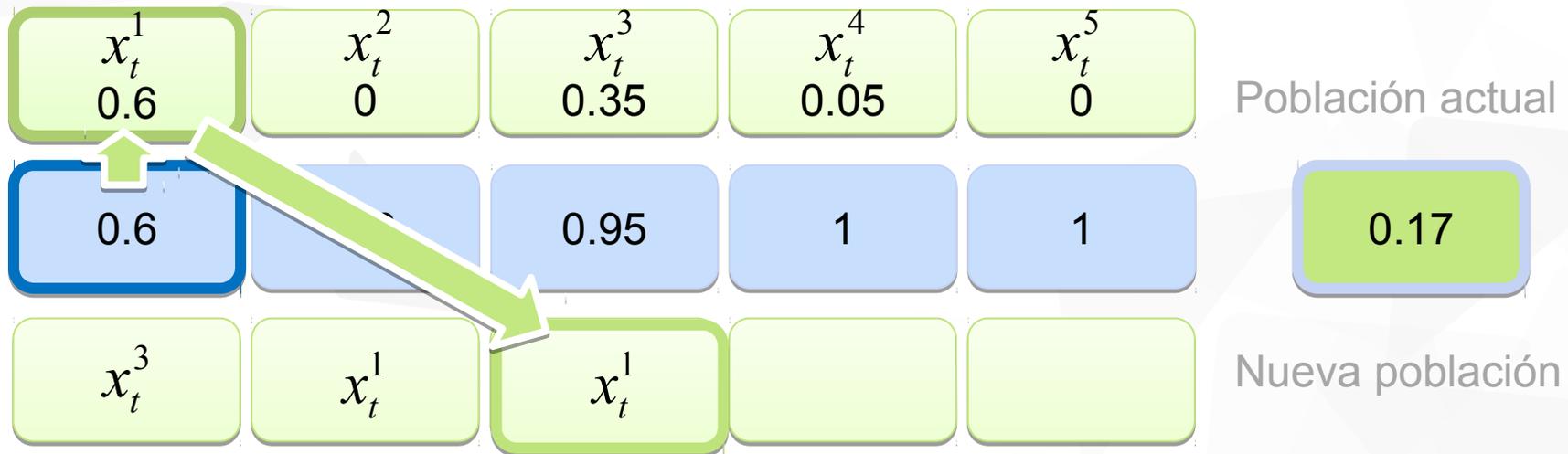
- ▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

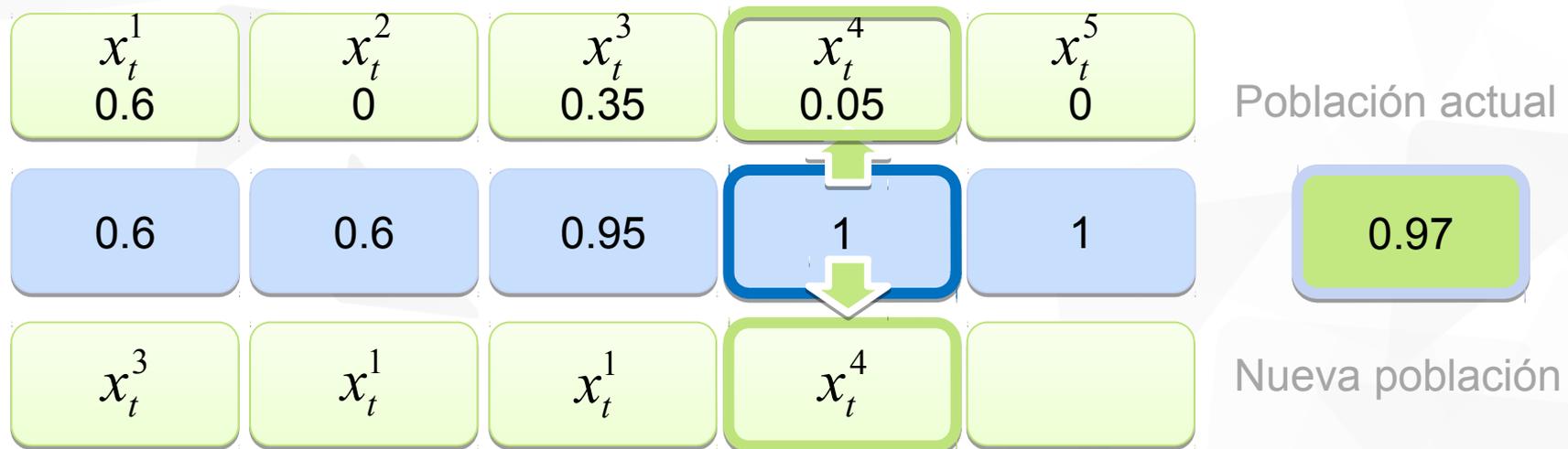
- ▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

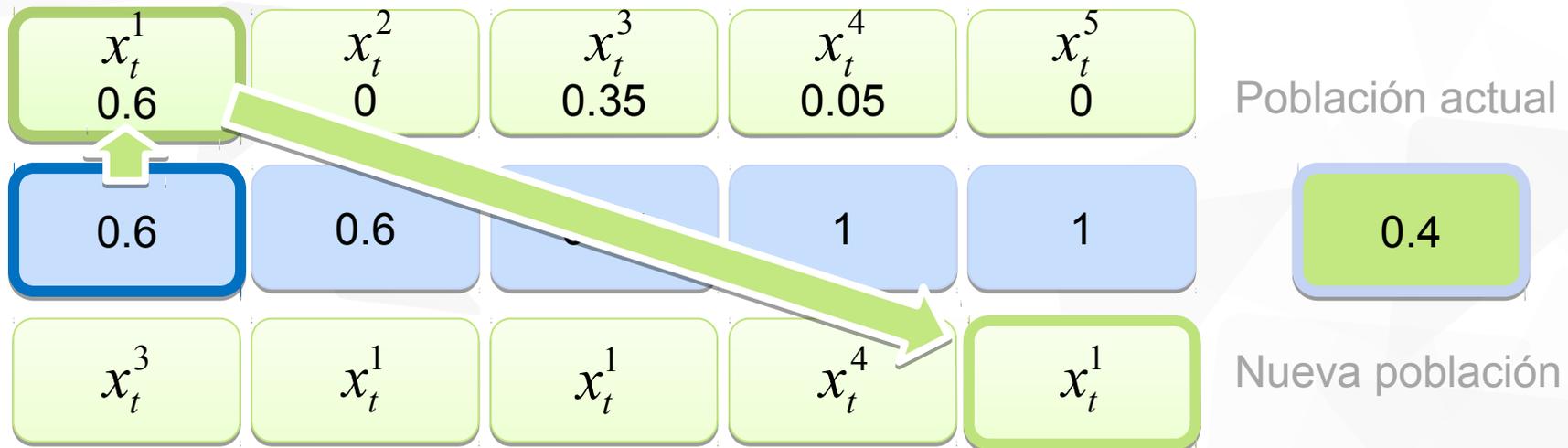
▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

- ▼ Selección: (método de la ruleta)



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Difusión

- ▼ Selección → “empobrecimiento de la muestra”
- ▼ Aplicar movimiento sobre el espacio de estados
- ▼ Por ejemplo: basado en una distribución gaussiana

▼ Predicción

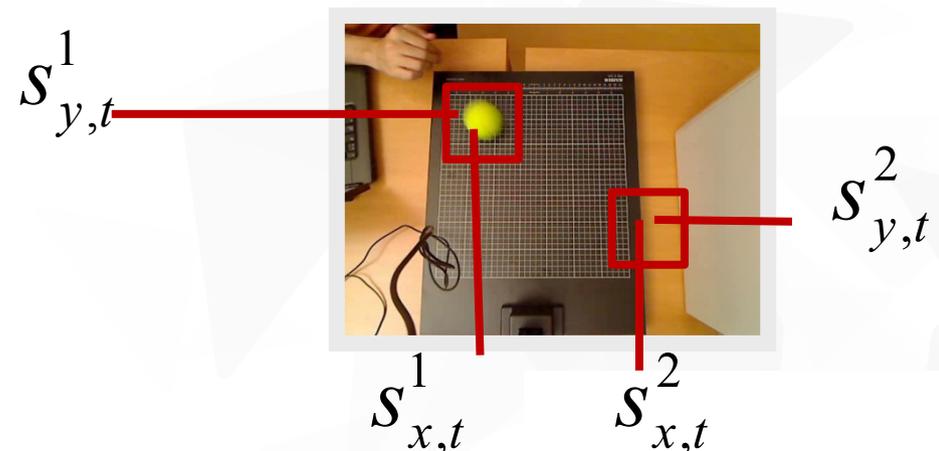
- ▼ Aplicar conocimiento acerca de la dinámica del sistema

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

- ▼ En 1996 Isard y Blake adaptaron el marco de trabajo del PF para su aplicación al seguimiento visual
 - ▼ CONDENSATION: CONditiional DENsity propagaTION
- ▼ Ejemplo: seg. de un objeto en el espacio 2D
- ▼ Estado de una partícula

$$x_t^i = (s_{x,t}^i, s_{y,t}^i)$$

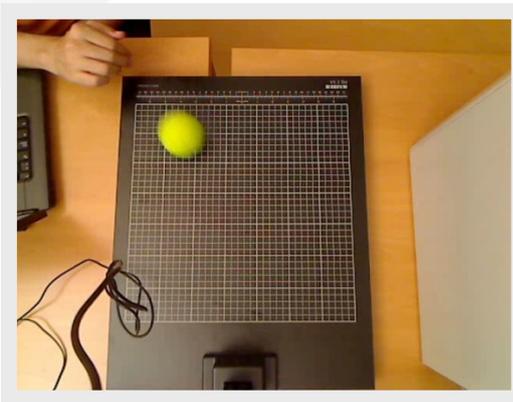
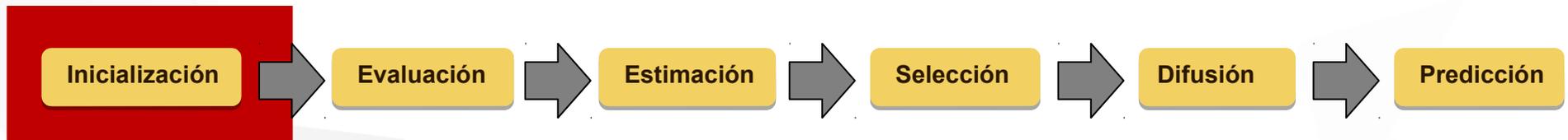


Algoritmos de Seguimiento Visual

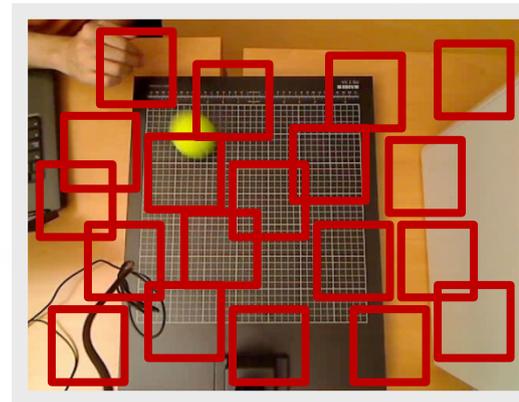
▼ Filtro de Partículas

▼ Inicialización:

- ▼ Muestreo de una función de densidad de probabilidad inicial
 - ▼ Generación aleatoria de un conjunto de posiciones 2D



Fotograma inicial $t=0$



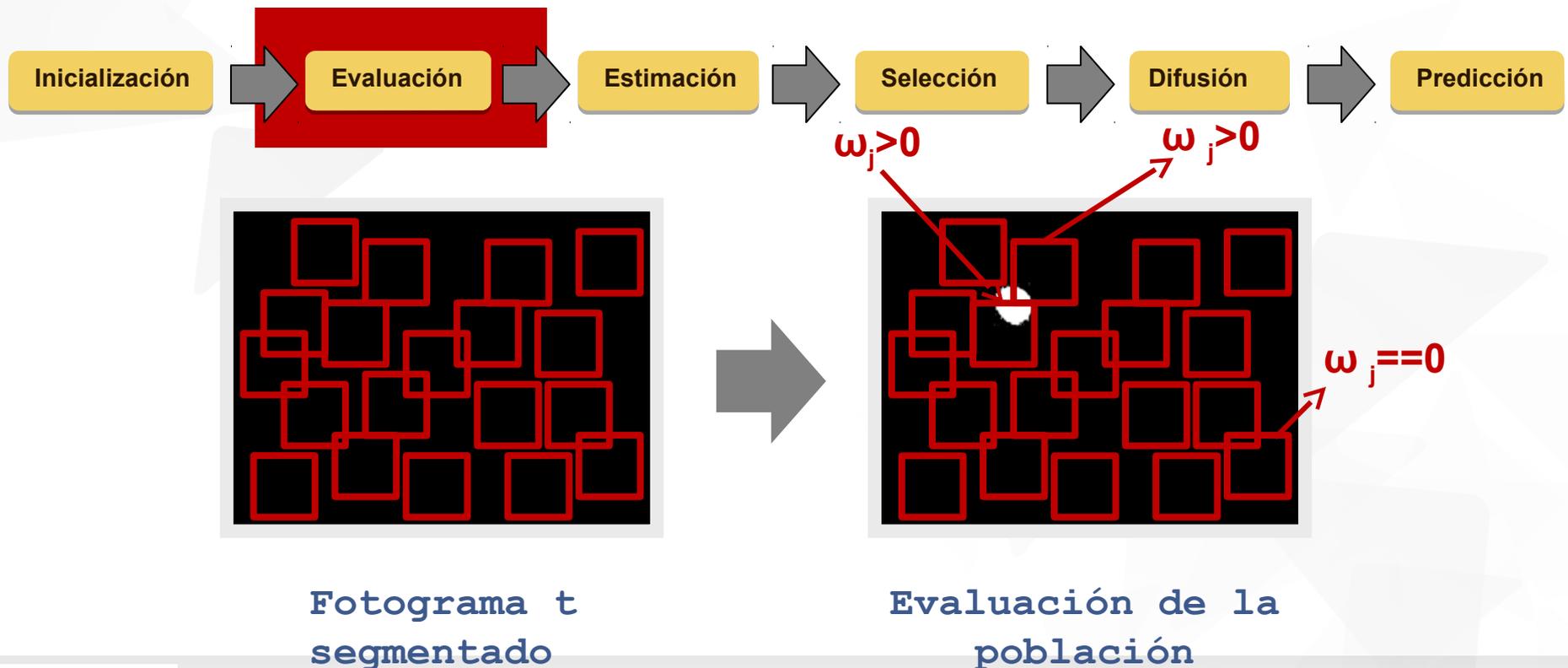
Población inicial

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Evaluación:

- ▼ Cálculo del peso de cada partícula utilizando una función de verosimilitud y un modelo de observación (fotograma segmentado)

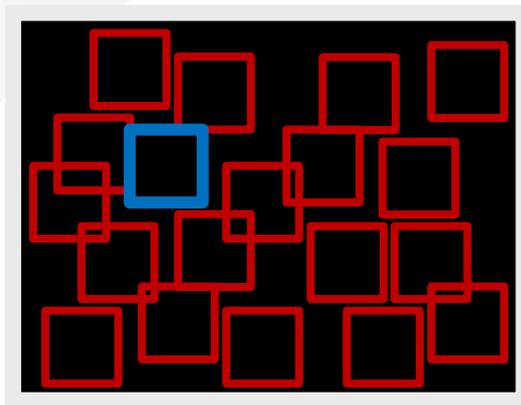
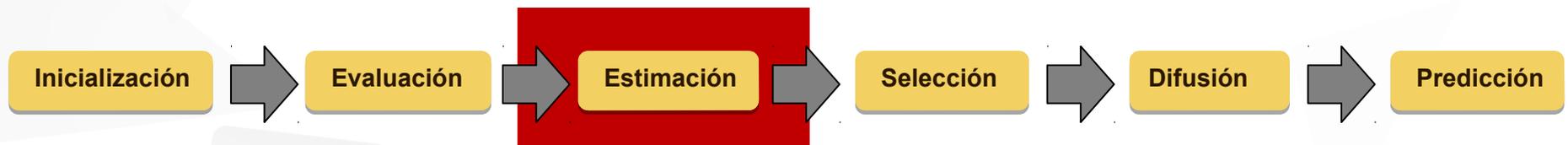


Algoritmos de Seguimiento Visual

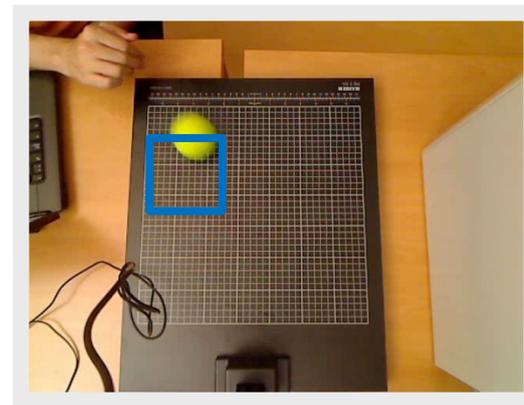
▼ Filtro de Partículas

▼ Estimación:

- ▼ pdf aproximada mediante medidas discretas
- ▼ Se realizan estimaciones como medias, máximo, etc.



Selección de la partícula con mayor peso



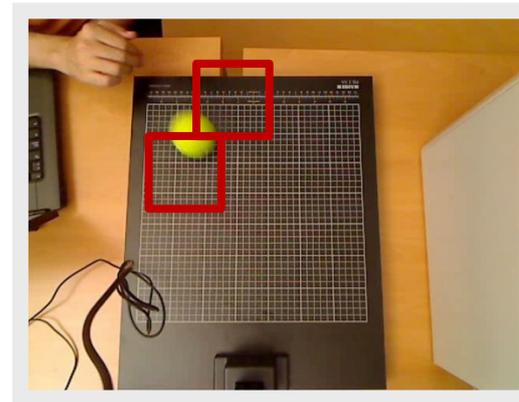
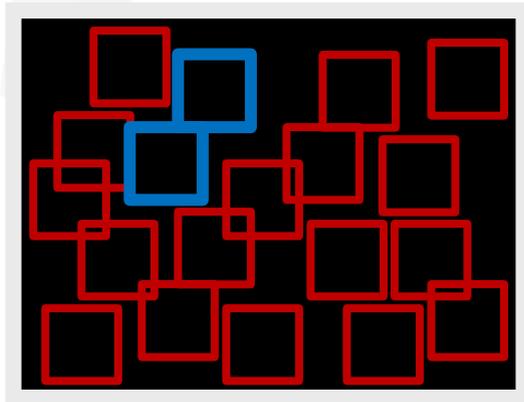
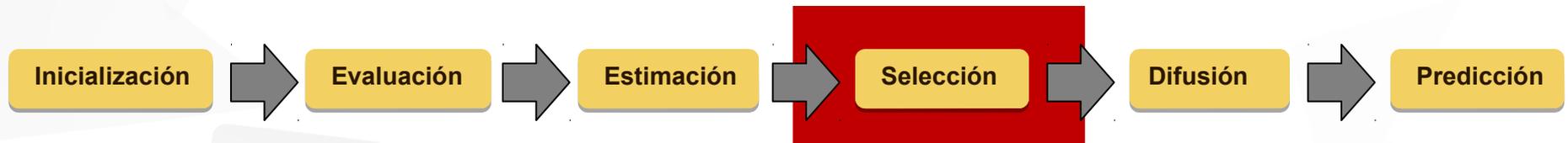
Estimado para el instante t

Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

▼ Selección:

- ▼ Generar el nuevo conjunto de partículas remuestreando con reemplazo N veces sobre la población actual



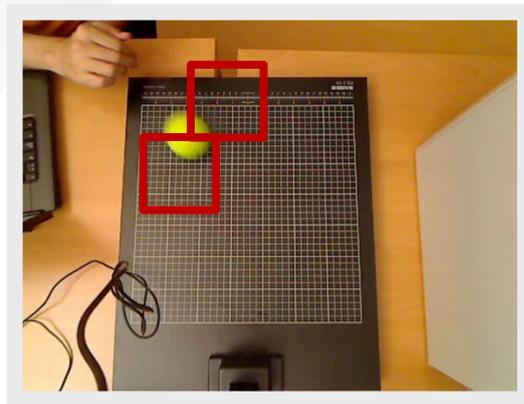
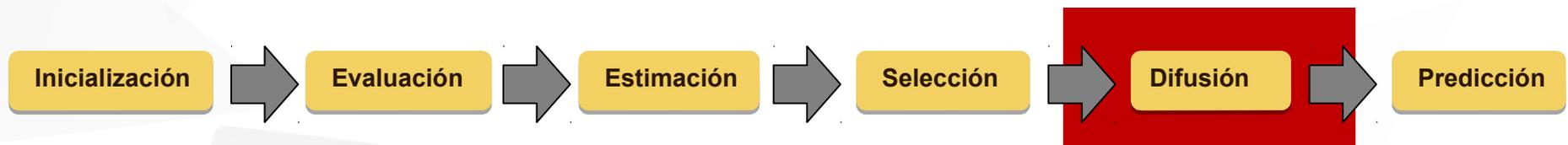
Partículas seleccionadas para generar la nueva población

Algoritmos de Seguimiento Visual

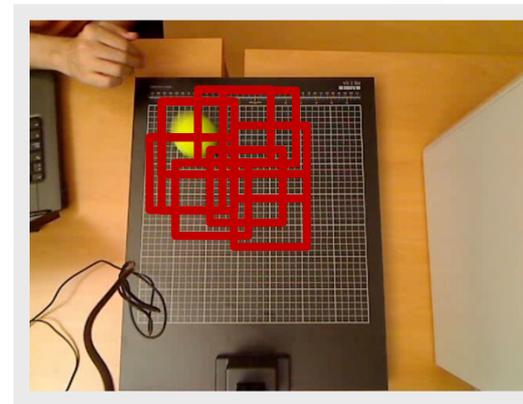
▼ Filtro de Partículas

▼ Difusión:

- ▼ En la etapa de selección las mejores partículas se seleccionan varias veces (empobrecimiento de la muestra)



Nueva población con estados repetidos



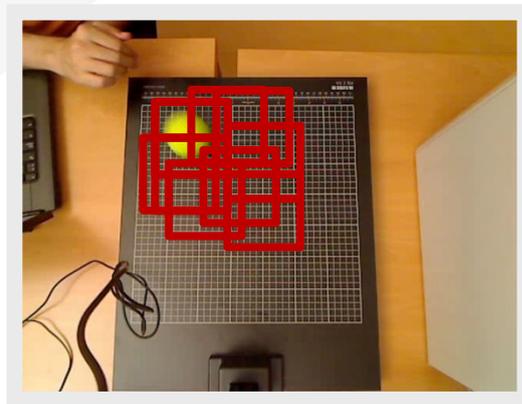
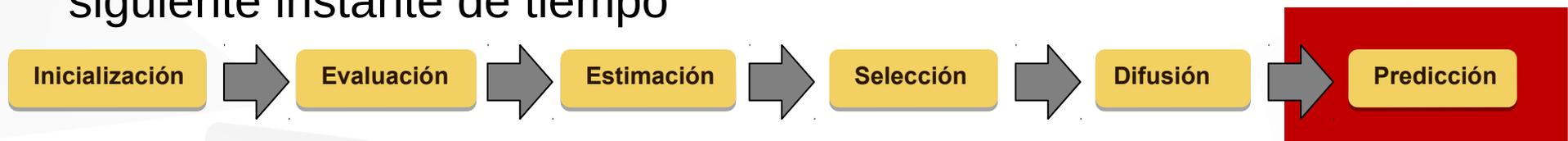
Desplazamiento aleatorio

Algoritmos de Seguimiento Visual

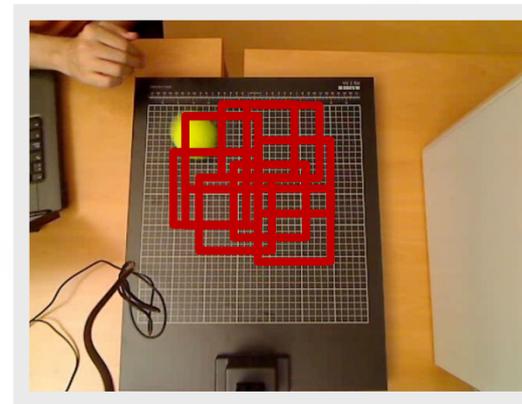
▼ Filtro de Partículas

▼ Predicción:

- ▼ Se aplica el conocimiento acerca de la dinámica del sistema
- ▼ Tras esta etapa se obtiene la estimación *a priori* de la *pdf* para el siguiente instante de tiempo



Población de partículas
antes de la predicción

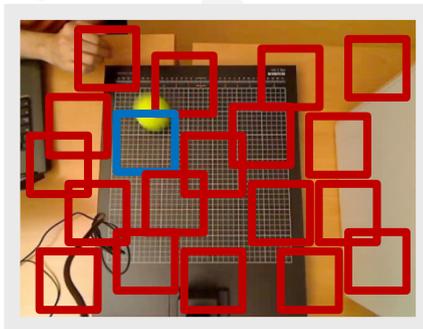
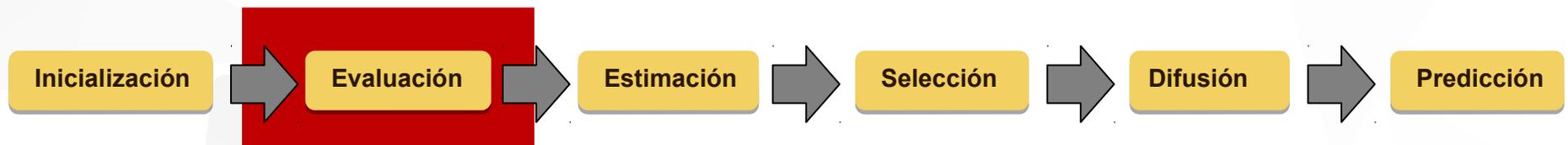


Modelo de sistema
conocido y aplicado

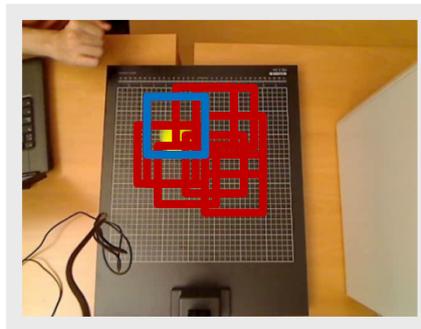
Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas

- ▼ El proceso se repite nuevamente
 - ▼ Se evalúa la nueva población para estimar la posición del objeto en el siguiente fotograma ($t \leftarrow t + 1$)
 - ▼ El proceso se repite para todos los fotogramas de la secuencia



$t = 0$



$t = 1$



$t = 2$...

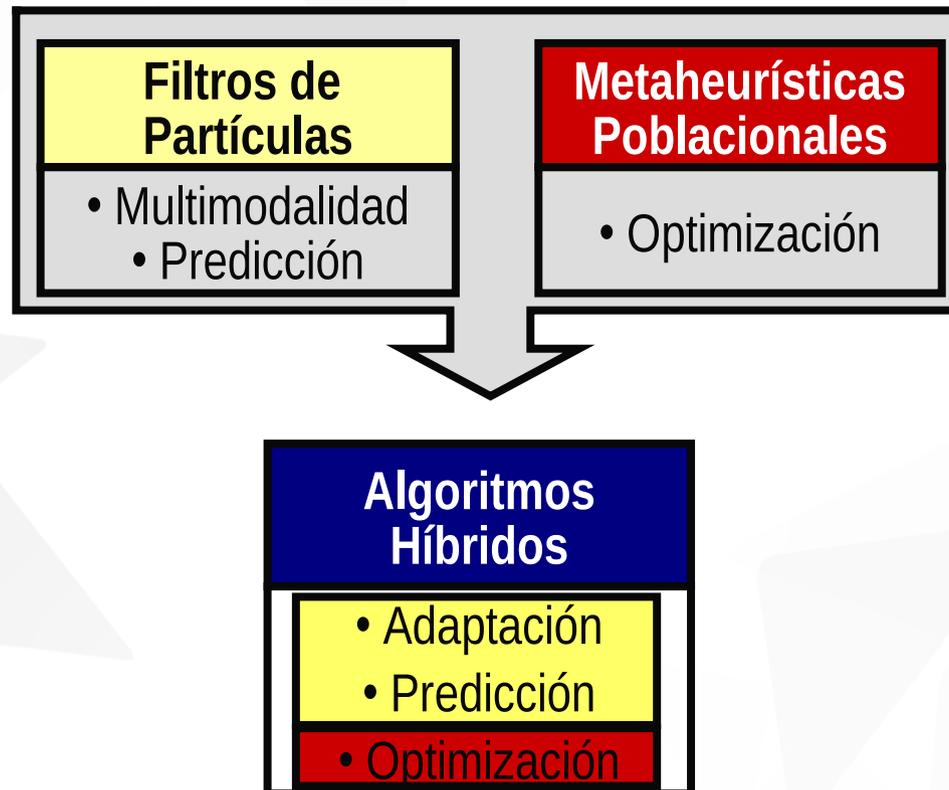
Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas Metaheurístico

- ▼ Es una propuesta de nuestro grupo de investigación
- ▼ Consiste en la hibridación entre filtros de partículas y algoritmos de optimización heurística y metaheurística
- ▼ Hipótesis de la propuesta:
 - ▼ Los filtros de partículas son buenos algoritmos para estimar la evolución temporal de sistemas dinámicos, pero no tienen por qué ser buenos encontrando soluciones de alta calidad
 - ▼ Los algoritmos de optimización heurística y metaheurística persiguen encontrar soluciones de alta calidad en tiempos razonables
 - ▼ De modo que la hibridación de ambos puede ser interesante para la resolución de problemas de optimización dinámicos como el seguimiento visual.

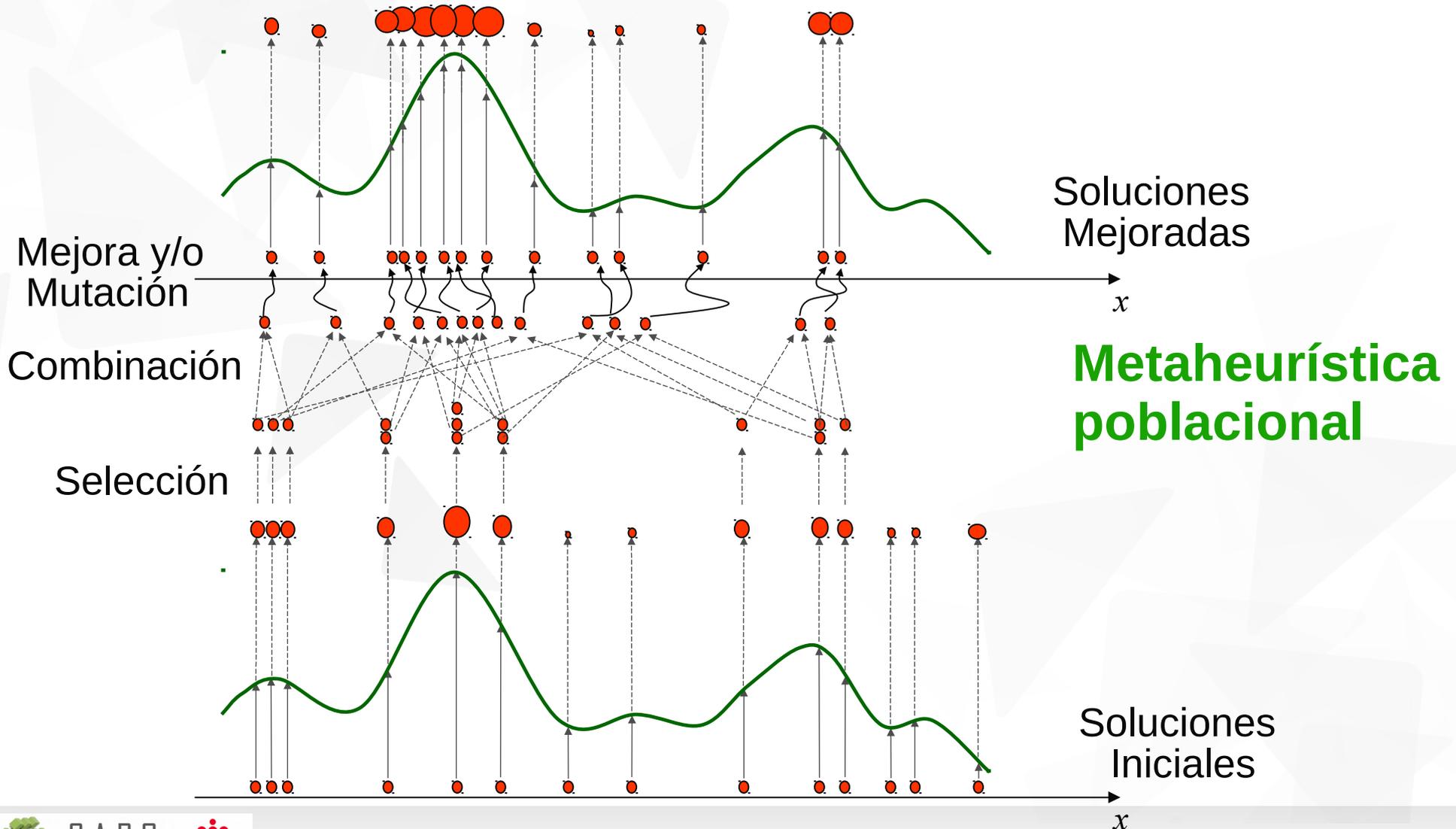
Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas Metaheurístico



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas Metaheurístico



Algoritmos de Seguimiento Visual

▼ Filtro de Partículas Metaheurístico



Índice

1. Introducción

2. Modelado en seguimiento visual

3. Extracción de características

4. Algoritmos de seguimiento visual

5. Métricas

Métricas

▼ Métricas habituales

- ▼ *Multiple Object Tracking Precision (MOTP)*: Es el error total en posición estimada para los pares objeto-hipótesis sobre cada fotograma, promediados por el número total de objetos seguidos. Muestra la capacidad del algoritmo para estimar posiciones precisas de objetos.

$$MOTP = \frac{\sum_{i,t} d_t^i}{\sum_t c_t}$$

- ▼ donde

- ▼ d_t^i es la distancia entre el objeto o_i y su correspondiente hipótesis
- ▼ c_t es el número de objetos seguidos en el instante t

Métricas

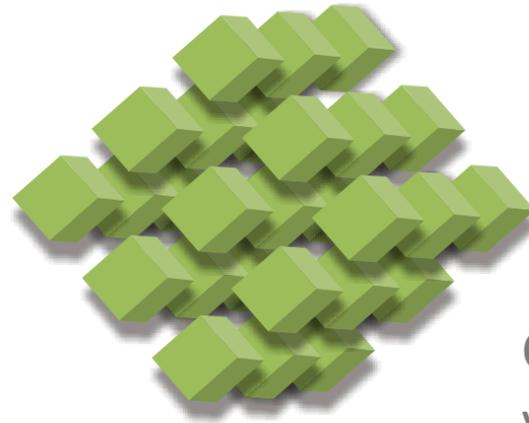
▼ Métricas habituales

- ▼ *Multiple Object Tracking Accuracy* (MOTA): Representa los errores de configuración cometidos por el *tracker*, sobre todos los fotogramas. Da una medida intuitiva del rendimiento del *tracker* en la detección de objetos y mantenimiento de sus trayectorias, independientemente de la precisión con la que se estiman las posiciones.

$$MOTA = 1 - \frac{\sum_t (m_t + fp_t + mme_t)}{\sum_t g_t}$$

▼ donde

- ▼ m_t es el número de objetos perdidos
- ▼ fp_t es el número de falsos positivos
- ▼ mme_t es el número de desajustes (errores en la asociación de datos)
- ▼ g_t Es el número de objetos presentes en el instante t



CAPO

Computación de Altas Prestaciones
y Optimización

Seguimiento de Objetos en Secuencias de Imágenes

Juan J. Pantrigo

juanjose.pantrigo@urjc.es