

Métodos de seguimiento visual: Filtro de Partículas

Pablo Ríos

3 de mayo de 2023

En esta práctica se plantea el desarrollo de un sistema de seguimiento visual basado en la metodología del filtro de partículas. La práctica es una adaptación a la propuesta de *Isard y Blake*, llamada *Condensation*, para resolver el problema de seguimiento visual.

El objetivo es determinar el estado de un sistema que evoluciona a lo largo del tiempo utilizando únicamente información visual. Para la implementación de estos algoritmos se ha utilizado Python.

1. Desarrollo del algoritmo

En primer lugar, se define el modelo determinado por el estado del sistema. En nuestro caso, se desea determinar el movimiento de la pelota en su entorno. Para lograr esto, es necesario definir el estado cinemático de la pelota, que está compuesto por su posición en el eje x (en píxeles) y su posición en el eje y (también en píxeles), dentro de una ventana que la circunscribe.

$$\text{Estado de la partícula } x_t^i = (s_{m,t}^i, s_{m,t}^i)$$

1.1. Etapas del algoritmo:

El algoritmo está compuesto de las siguientes etapas:

1.1.1. Inicialización

En esta etapa se generan las partículas, un conjunto de muestras de posiciones 2D distribuidas de manera aleatoria. En el mismo momento se inician los pesos de forma equiprobable.

Sin embargo, el filtro de partículas no comienza a funcionar hasta que se detecta la presencia de una porción de la pelota (más de 20 píxeles de la máscara de color) en la imagen. En la Figura 1, se puede observar que el filtro se ha iniciado en el instante $t = 7$ cuando aparece la pelota por el margen superior de la imagen.

El algoritmo también cuenta con una validación para asegurarse de que, en la primera inicialización, al menos una de las partículas tiene cierta intersección con el área que ocupa la pelota en la imagen. Si la pelota sale de la imagen, se reinician las partículas para comenzar nuevamente el proceso en caso de que la pelota reaparezca.

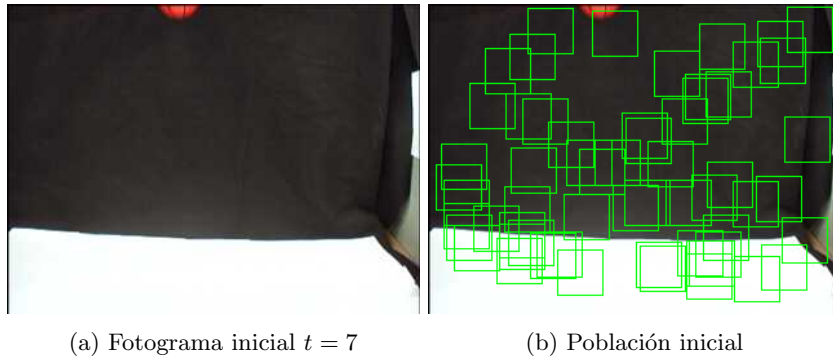


Figura 1: Etapa de inicialización

1.1.2. Evaluación

Para determinar el peso de cada partícula, se emplea una función de verosimilitud y un modelo de observación. En este caso, el modelo de observación implica la sustracción de fondo de la pelota, la cual se utiliza para calcular el estado de cada partícula en función del número de píxeles que intersectan con la ventana correspondiente. La sustracción de fondo se puede ver en la figura 2.

Para llevar a cabo la sustracción de fondo de la pelota, se ha aplicado un filtro de color a la imagen en formato HSV, ajustando el rango adecuado al color de la pelota. Además, se ha realizado una dilatación y erosión para evitar la aparición de ruido en otras partes de la imagen.

1.1.3. Estimación

En esta etapa, se selecciona la partícula que tenga el mayor peso. El resultado se representa gráficamente como un bounding box que contiene el objeto seguido en cada fotograma.

El resultado de la estimación se puede ver en la figura 2. Se observa que el resultado no es demasiado preciso, ya que es la primera iteración del filtro de partículas.

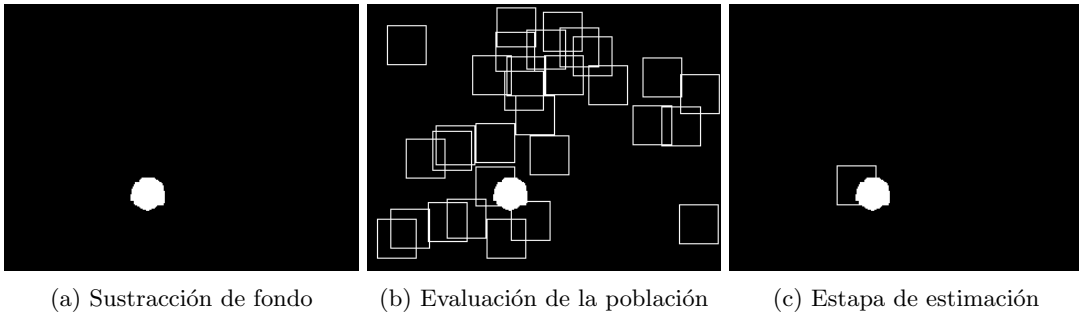


Figura 2: Etapa de evaluación y estimación

1.1.4. Selección

Después de la evaluación, se procede a la etapa selección. En esta etapa se utiliza el método de la ruleta para elegir qué partículas se reproducirán y cuáles serán eliminadas.

En el caso del método de la ruleta, se utiliza un enfoque probabilístico para determinar qué partícula es seleccionada. Las partículas con mayor peso tendrán una mayor probabilidad de ser seleccionadas, lo que permite que los estados de mayor calidad sean más propensos a sobrevivir en las iteraciones futuras.

1.1.5. Difusión

Después de seleccionar las mejores partículas en la etapa anterior, es posible que se produzca un empobrecimiento de la muestra. Para evitar esto, en esta etapa se aplica una perturbación aleatoria utilizando una distribución uniforme, lo que permite que las partículas se agrupen alrededor de la solución actual. De esta manera, se busca explorar más el espacio de búsqueda y aumentar la probabilidad de encontrar una solución mejor.

Es importante tener en cuenta que la perturbación aleatoria debe ser cuidadosamente ajustada para evitar que las partículas se alejen demasiado de la solución actual, lo que puede resultar una pérdida de información. Para ello, se calcula la velocidad del desplazamiento de la pelota y se utiliza para definir el margen de la perturbación aleatoria junto con un valor mínimo de desplazamiento fijado por una variable.

1.1.6. Modelo de movimiento

Como se ha explicado en la etapa anterior, se calcula la velocidad de desplazamiento del objeto para utilizarlo como información adicional.

1.2. Solución del algoritmo

En esta sección se presenta la solución obtenida con el algoritmo de filtro de partículas para el problema de seguimiento de una pelota en movimiento. Para obtener estos resultados se han configurado los siguientes parámetros del filtro de partículas:

- Número de partículas: 40.
- Tamaño de la partícula: 35 píxeles

En la figura se muestran tres imágenes correspondientes a diferentes iteraciones del algoritmo. En la primera imagen (A), se observa el resultado obtenido en la primera iteración, donde la población de partículas se ha iniciado aleatoriamente y aún no se ha iterado para mejorar la estimación. Como se puede apreciar, la estimación no es precisa y la posición de la pelota no se ha identificado correctamente.

En la segunda imagen (B), se muestran los resultados obtenidos después de dos iteraciones del algoritmo. Como se puede apreciar, el seguimiento de la pelota es casi perfecto y se ha mejorado significativamente la precisión de la estimación. Es importante destacar que únicamente se han necesitado dos iteraciones para alcanzar este resultado, lo que demuestra la eficacia del algoritmo de filtro de partículas.

En la tercera imagen (C), se muestra un caso particular donde la pelota se mueve muy rápido. Aunque la perturbación aplicada en la etapa de difusión depende de la velocidad de movimiento del objeto, en este caso el resultado no se actualiza lo suficientemente rápido y queda un poco desfasado. Sin embargo, es importante destacar que rápidamente el resultado vuelve a ser preciso.



1.3. Conclusiones

En resumen, el algoritmo de filtro de partículas ha demostrado ser eficaz para el seguimiento de objetos en movimiento. A pesar de algunos casos particulares donde el resultado no se actualiza de manera óptima, en general se ha conseguido una estimación precisa con una población de partículas baja y con un número de iteraciones muy pequeño.