Seguimiento de Objetos en Clutter por Filtrado Particular

Alberto Mariano Corral

Facultad de Ingeniería - U.B.A.
Laboratorio de Investigación en Procesamiento de Señales e Imágenes y Redes Neuronales (LIPSIRN)
Director: Bruno Cernuschi Frías

Definición Clásica del Problema

- Estimación del estado que caracteriza a un sistema
- Perspectiva vectorial del espacio de estados del sistema
- Modelo de evolución del sistema y modelo de medición

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} &= g(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{aligned}$$

- Formulación probabilística: Modelo Markoviano

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$$

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Definición Clásica del Problema

- Estimación del estado que caracteriza a un sistema
- Perspectiva vectorial del espacio de estados del sistema
- Modelo de evolución del sistema y modelo de medición

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} &= g(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{aligned}$$

- Formulación probabilística: Modelo Markoviano

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$$

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Definición Clásica del Problema

- Estimación del estado que caracteriza a un sistema
- Perspectiva vectorial del espacio de estados del sistema
- Modelo de evolución del sistema y modelo de medición

$$
\begin{aligned}
\mathbf{x}_{k+1} &= f(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \\
\mathbf{z}_{k+1} &= g(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1})
\end{aligned}
$$

- Formulación probabilística: Modelo Markoviano

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$$

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Definición Clásica del Problema

- Estimación del estado que caracteriza a un sistema
- Perspectiva vectorial del espacio de estados del sistema
- Modelo de evolución del sistema y modelo de medición

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \\ \mathbf{z}_{k+1} &= g(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{aligned}$$

- Formulación probabilística: Modelo Markoviano

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$$

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{0:k}, \mathbf{z}_{0:k-1}) = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$$

Breve Descripción del Filtrado Particular

- Filtrado Bayesiano Recursivo
- Monte Carlo - Sumatoria ponderada de N partículas generadas aleatóriamente

$$\widehat{p}_N(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{0:k}) = \sum_{i=1}^{N} \widetilde{w}_k^{(i)} \cdot \delta\left(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^{(i)}\right)$$

- Sampleo por Importancia $\mathbf{x}_k^{(i)} \sim \pi\left(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k\right)$

El Sampleo Secuencial por Importancia consiste en la propagación recursiva de los pesos y de las partículas $\left\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_i\right\}_{i=1\ldots N}$ *a medida que se reciben las mediciones,* $\mathbf{z}_k$.

Breve Descripción del Filtrado Particular

- Filtrado Bayesiano Recursivo
- Monte Carlo - Sumatoria ponderada de N partículas generadas aleatóriamente

$$\widehat{p}_N(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{0:k}) = \sum_{i=1}^{N} \widetilde{w}_k^{(i)} \cdot \delta\left(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^{(i)}\right)$$

- Sampleo por Importancia $\mathbf{x}_k^{(i)} \sim \pi\left(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k\right)$

El Sampleo Secuencial por Importancia consiste en la propagación recursiva de los pesos y de las partículas $\left\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_i\right\}_{i=1\ldots N}$ *a medida que se reciben las mediciones,* $\mathbf{z}_k$.

Breve Descripción del Filtrado Particular

- Filtrado Bayesiano Recursivo
- Monte Carlo - Sumatoria ponderada de N partículas generadas aleatóriamente

$$\widehat{p}_N(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{0:k}) = \sum_{i=1}^{N} \widetilde{w}_k^{(i)} \cdot \delta\left(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^{(i)}\right)$$

- Sampleo por Importancia $\mathbf{x}_k^{(i)} \sim \pi\left(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k\right)$

El Sampleo Secuencial por Importancia consiste en la propagación recursiva de los pesos y de las partículas $\left\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_i\right\}_{i=1 \ldots N}$ *a medida que se reciben las mediciones,* $\mathbf{z}_k$.

Breve Descripción del Filtrado Particular

- Filtrado Bayesiano Recursivo
- Monte Carlo - Sumatoria ponderada de N partículas generadas aleatóriamente

$$\widehat{p}_N(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{0:k}) = \sum_{i=1}^{N} \widetilde{w}_k^{(i)} \cdot \delta\left(\mathbf{x}_{0:k} - \mathbf{x}_{0:k}^{(i)}\right)$$

- Sampleo por Importancia $\mathbf{x}_k^{(i)} \sim \pi\left(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_k\right)$

El Sampleo Secuencial por Importancia consiste en la propagación recursiva de los pesos y de las partículas $\left\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_i\right\}_{i=1...N}$ *a medida que se reciben las mediciones,* $\mathbf{z}_k$.

Innovaciones al Modelo de Problema Anterior

- La posibilidad de que el objeto evolucione y la medición sea obtenida de diferentes maneras o siguiendo diferentes modelos

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f_1(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \mathbf{z}_{k+1} &= g_1(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} &= f_2(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \mathbf{z}_{k+1} &= g_2(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \\ & & \cdots & \\ \mathbf{x}_{k+1} &= f_M(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \mathbf{z}_{k+1} &= g_M(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{aligned}$$

- La posibilidad de obtener más de una medición, donde solo una será originada por el objeto seguido y las demás serán falsas alarmas

$$Z_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \mathbf{z}_{k,2}, \ldots, \mathbf{z}_{k,L}\}$$

Innovaciones al Modelo de Problema Anterior

- La posibilidad de que el objeto evolucione y la medición sea obtenida de diferentes maneras o siguiendo diferentes modelos

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= f_1(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \qquad \mathbf{z}_{k+1} &= g_1(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} &= f_2(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \qquad \mathbf{z}_{k+1} &= g_2(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \\ & & \cdots & \\ \mathbf{x}_{k+1} &= f_M(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) & \qquad \mathbf{z}_{k+1} &= g_M(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{w}_{k+1}) \end{aligned}$$

- La posibilidad de obtener más de una medición, donde solo una será originada por el objeto seguido y las demás serán falsas alarmas

$$Z_k = \{\mathbf{z}_{k,1}, \mathbf{z}_{k,2}, \ldots, \mathbf{z}_{k,L}\}$$

Algoritmo IMM-PDA-PF

- Incorporación del Modelo como una variable aleatoria Markoviana más en el vector de estado, r_k

$$\mathbf{y}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ r_k \end{bmatrix}$$

- Propagación de las partículas utilizando todas las mediciones y ponderándolas por su probabilidad de que sean la verdadera medición.

Algoritmo IMM-PDA-PF

- Incorporación del Modelo como una variable aleatoria Markoviana más en el vector de estado, r_k

$$\mathbf{y}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ r_k \end{bmatrix}$$

- Propagación de las partículas utilizando todas las mediciones y ponderándolas por su probabilidad de que sean la verdadera medición.