

Redes bayesianas temporales para reconocimiento de escenarios

Ahmed Ziani and Cina Motamed

Visión de Alto Nivel
Dr. Enrique Sucar



Irvin Hussein López Nava
Junio 2009

Introducción (1)

Objetivo: aplicaciones de video-vigilancia

Los escenarios dinámicos constan de eventos:

- espaciales,
- temporales e
- interacción.

Reconocimiento automático:

- On-line: generar alarmas.
- Off-line: recuperación de comportamientos.



Introducción (2)

Condiciones favorables de esta aplicación:

- los parámetros de la **cámara** y
- el **fondo** observado permanecen fijos.

Etapas de un sistema de video-vigilancia:

1. Detección de movimiento
2. Etapa de seguimiento
3. Interpretación de movimiento de alto nivel

Introducción (3)

Los principales objetivos son:

- observar la escena,
- indexar las actividades y
- reconocer los escenarios modelados.

Los escenarios contienen

- trayectorias específicas espacio-temporal,
- interacción entre objetos estáticos y no estáticos, y
- una combinación de ambos.

Detección de movimiento (1)

$$\begin{aligned} \text{if } & \left(\max_{c=R,G,B} |I^k(P) - R^{k-1}(P)| > \omega \right) \\ & \rightarrow D^k(P) = 1 \\ \text{else } & \rightarrow D^k(P) = 0 \end{aligned}$$

D^k representa la decisión de detección:

- 1 = objeto en movimiento,
- 0 = fondo

Procedimientos de limpieza:

- Morfológicas: erosión y dilatación.
- Eliminación de regiones de poco interés.

Detección de movimiento (2)



Seguimiento

Parea las regiones detectadas de una **secuencia temporal** con otra teniendo en cuenta la *fusión y división* durante el movimiento de objetos.

Este algoritmo cuenta con un mecanismo de detección de confianza (creencia) que incrementa cuando:

- El objeto sigue un camino continuo.
- El tamaño del objeto permanece estable.
- No hay ambigüedad.

Reconocimiento de Escenario

Un escenario está compuesto de un **conjunto de eventos** elementales relacionados.

Los “escenarios de actividad humana” presentan variabilidad.

Para la estructura lógica de estos eventos:

- Petri-net
- Redes bayesianas
- Modelos ocultos de Markov

Redes bayesianas (1)

Es un grafo acíclico dirigido donde:

- Los nodos representan variables y
- Los arcos representan relaciones de dependencia.

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | \text{parents}(X_i))$$

Principales ventajas de las RB:

- La capacidad de representar conocimiento
- Eficiente estructura de inferencia para aplicaciones en TR.

Redes bayesianas (2)

La probabilidad conjunta está representada por:

$$P(X_j, H_i) = P(X_j | H_i) P(H_i)$$

El objetivo es estimar hipótesis H_i ($i=1, \dots, n$) basados en la evidencia X_j

$$P(H_i | X_j) = \frac{P(X_j, H_i)}{P(X_j)}$$

RB y Reconocimiento visual de Escenario

- Descripciones textuales en una dinámica de vehículos y peatones.
- Reconocer actividades en un partido de futbol americano.
- RBN's han sido utilizadas para reconocimiento de comportamiento humano.

Categorías de Modelado:

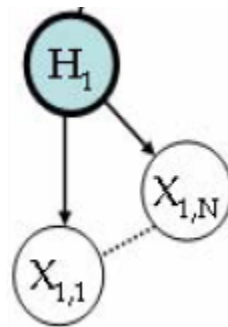
- Enfoque “*time slice*”. DBN.
- Enfoque “basado en eventos”. TNBN, NIEDT

Modelo Propuesto (1)

- Capa de eventos atemporales

Cada **evento atemporal** está representado por una red bayesiana jerárquica.

1. Nivel bajo = X_j , características visuales: posiciones, velocidad, dirección y tamaño de los objetos en seguimiento.
2. Nivel alto = H_i , decisión de reconocimiento de eventos.



Modelo Propuesto (2)

- Capa de razonamiento temporal

Conjunto de redes bayesianas que contienen nodos asociados con **información temporal**.

Evaluar cuantitativa y cualitativamente limitaciones temporales para cada evento y también estimar las relaciones entre eventos relacionados.

Nivel bajo = tiempo de “inicio”(s) y “fin”(e) de los eventos

Los datos son normalizados.

Modelo Propuesto (3)

Se implementan las relaciones Allen para evaluar las relaciones temporales.

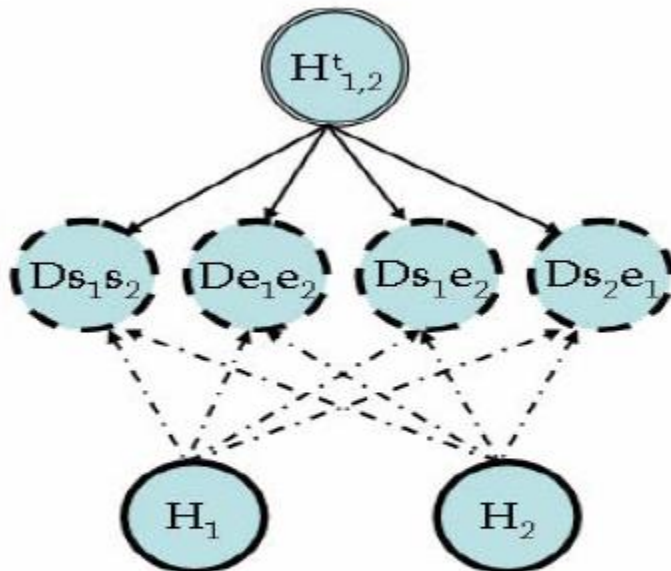


Fig. 2. Model of temporal relations

Table 1. Example of the relation 'Equal' of allen

H_1 equal H_2
$D_{s_1 s_2}$ true if $(s_2 - s_1 = 0)$
$D_{e_1 e_2}$ true if $(e_2 - e_1 = 0)$
$D_{s_1 e_2}$ true if $(e_2 - s_1 > 0)$
$D_{s_2 e_1}$ true if $(e_1 - s_2 > 0)$

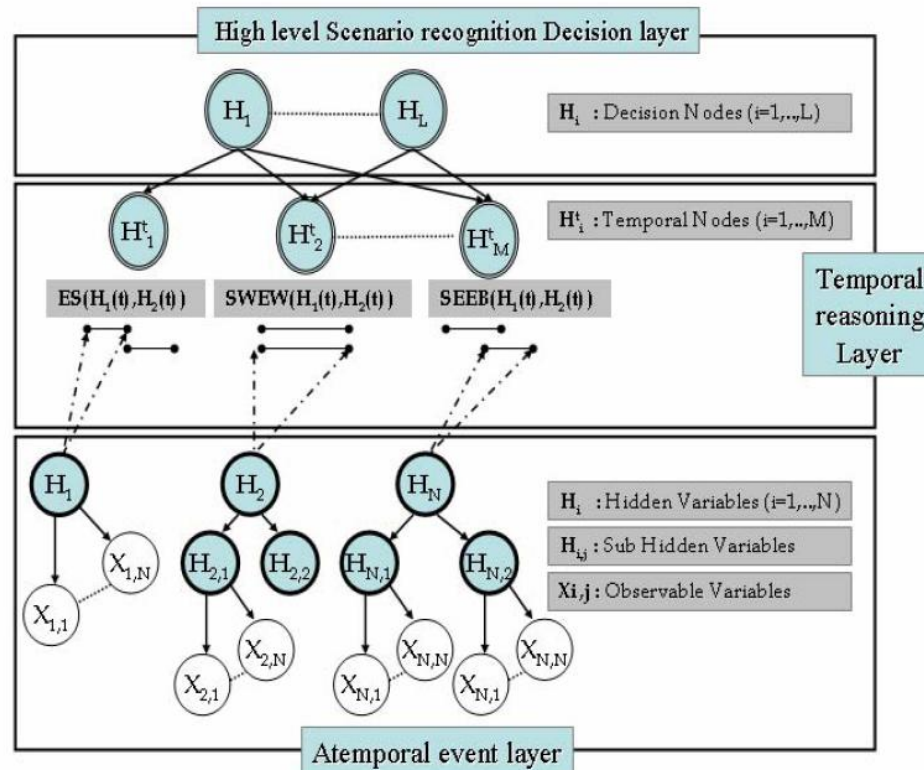
Modelo Propuesto (4)

Table 2. Various situations of the relationships of allen

Relations	Ds_1s_2	De_1e_2	Ds_1e_2	Ds_2e_1
H ₁ starts H ₂	$Ds_1s_2=0$	$De_1e_2<0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1>0$
H ₁ finishes H ₂	$Ds_1s_2>0$	$De_1e_2=0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1>0$
H ₁ during H ₂	$Ds_1s_2>0$	$De_1e_2<0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1>0$
H ₁ equal H ₂	$Ds_1s_2=0$	$De_1e_2=0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1>0$
H ₁ meets H ₂ H ₁ before H ₂	$Ds_1s_2>0$	$De_1e_2>0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1=0$
H ₁ overlaps H ₂	$Ds_1s_2>0$	$De_1e_2>0$	$Ds_1e_2>0$	$Ds_2e_1>0$

Modelo Propuesto (5)

Estructura general del modelo de escenario.



Modelo Propuesto (6)

Modelo de escenario de una maleta abandonada.

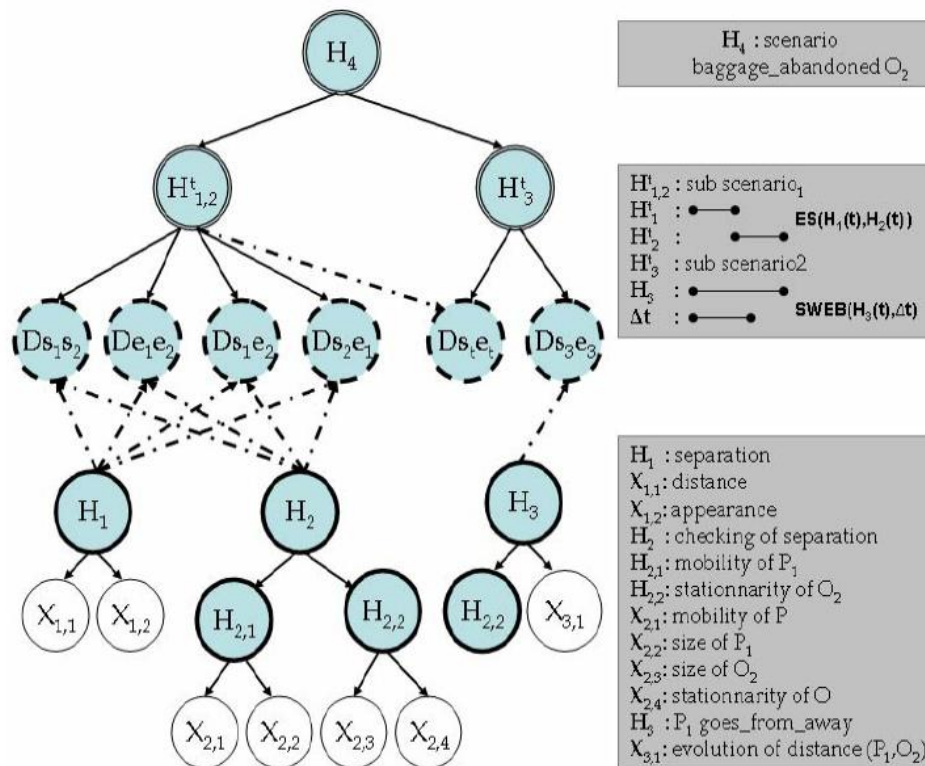


Fig. 4. Model of the scenario for an abandoned baggage

Aprendizaje de Parámetros (1)

Los parámetros de la red se pueden aprender a partir de los datos experimentales.

$$P(X_i = x_k | \text{parent}(X_i) = c_j) = \theta_{i,j,k} = \frac{n_{i,j,k}}{\sum_K n_{i,j,k}}$$

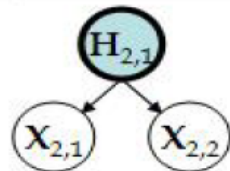
Problemas en la vigilancia visual:

- No se tienen suficientes ocurrencias para cada escenario.
- Se tienen entradas con incertidumbre.

Se puede utilizar el algoritmo *expectation-maximization*.

Aprendizaje de Parámetros (2)

$H_{2,1}$: mobility of P_1



$X_{2,1}$: mobility of P

$X_{2,2}$: size of P_1

Table 3. Table of occurrence

$X_{2,1}$	$X_{2,2}$	$H_{2,1}$	Nb
1	1	1	18
1	1	0	1
0	1	0	3
1	0	0	2
?	1	1	1
1	?	1	2
0	0	0	14
0	?	0	3

Fig. 5. Learning of a naive bayesian network, an example

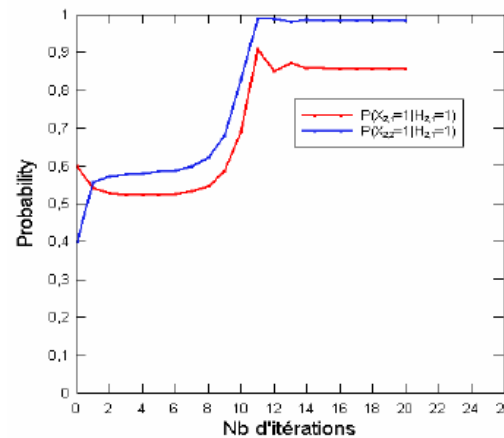
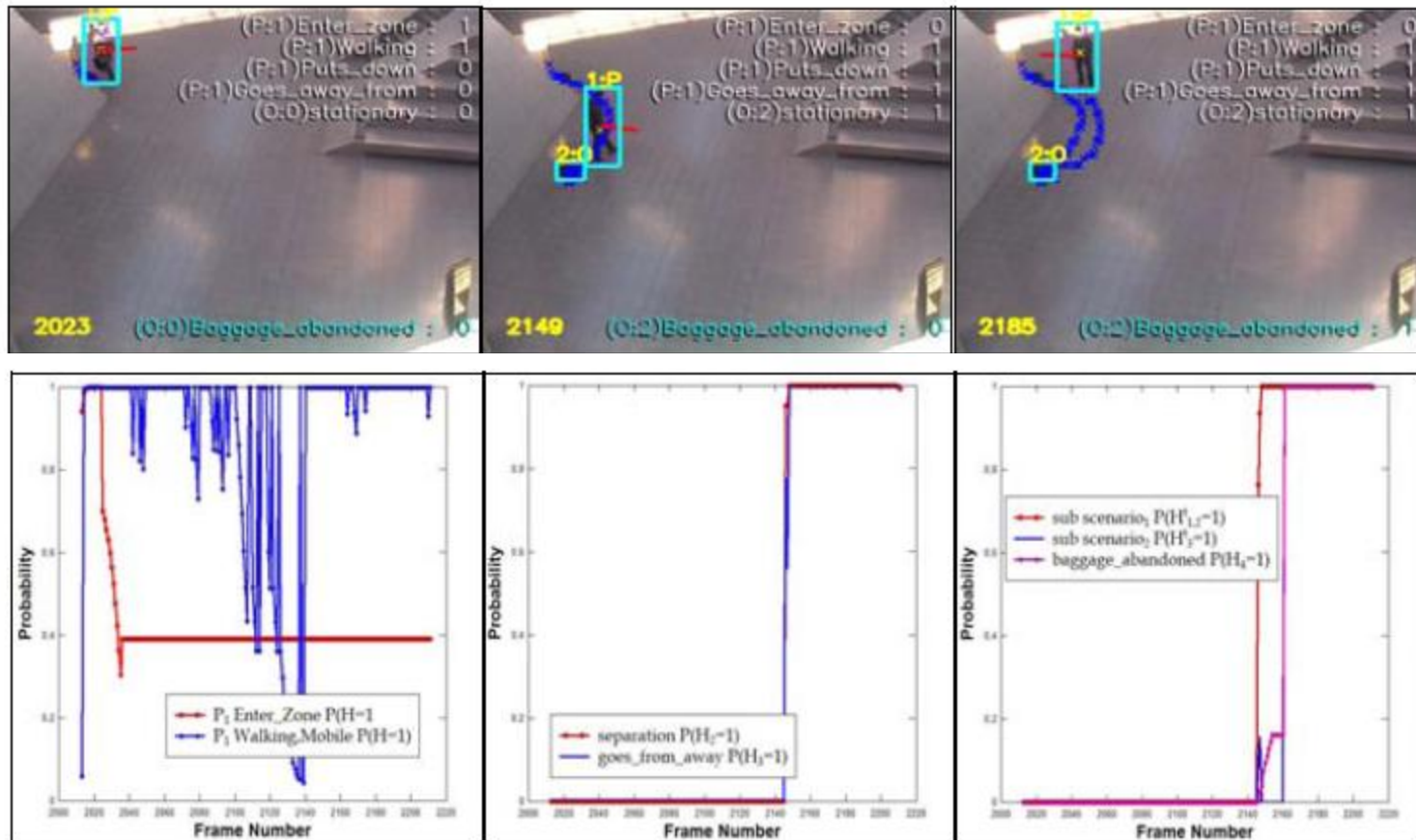


Fig. 6. Evolution of the estimated probabilities

Resultados (1)



Resultados (2)

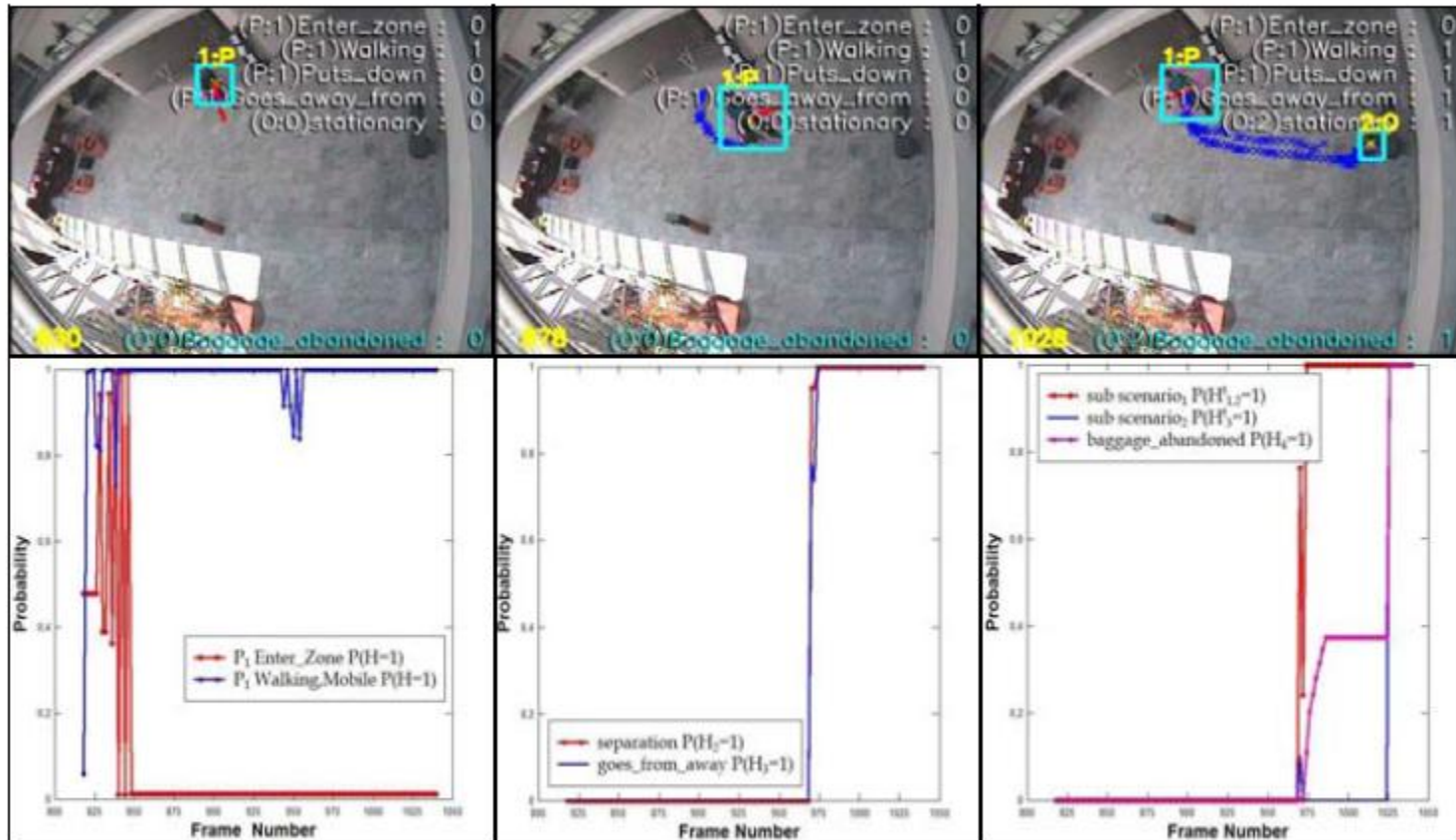


Fig. 8. Sequences from PETS'04 Workshop

Conclusiones

A FAVOR

- La aplicación propuesta es muy interesante, sobre todo la organización de la estructura

EN CONTRA

- No detallan las pruebas de su aplicación.
- Los resultados están muy ligados al ambiente.