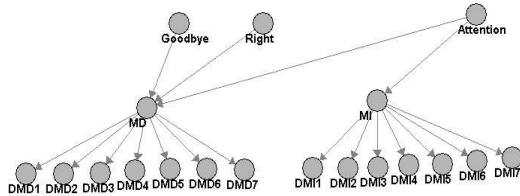


Sesión 12: Redes Bayesianas: extensiones y aplicaciones



RB – Extensiones y Aplicaciones

- Extensiones
 - Redes dinámicas
 - Redes temporales
 - Variables continuas
- Ejemplos de aplicaciones
 - Diagnóstico en plantas eléctricas
 - Endoscopia
 - Reconocimiento actividades y gestos

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

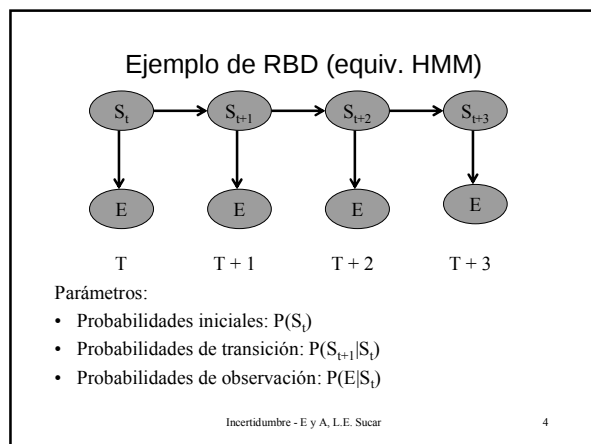
2

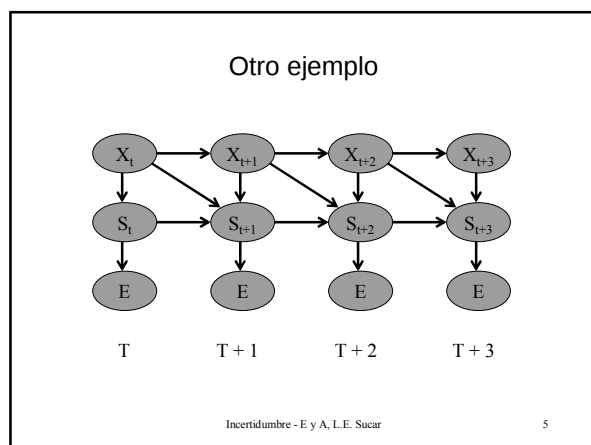
Redes Bayesianas Dinámicas (RBD)

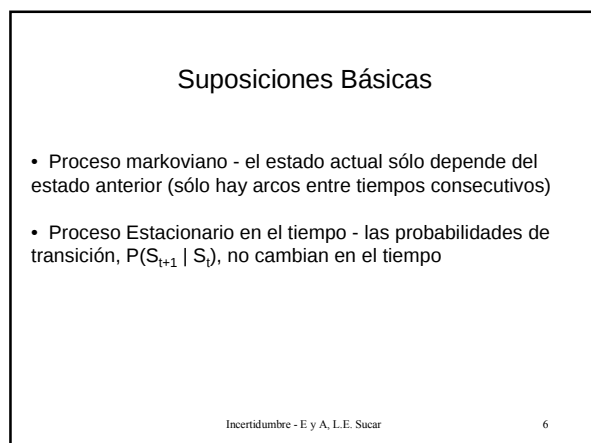
- Representan procesos dinámicos
- Consisten en una representación de los estados del proceso en un tiempo (red estática) y las relaciones temporales entre dichos procesos (red de transición)
- Se pueden ver como una generalización de las cadenas (ocultas) de Markov

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

3







Algoritmos

- Propagación

- Aplican los mismos algoritmos de propagación de redes estáticas
- Se incrementa el problema de complejidad computacional, utilizándose técnicas de simulación como los *filtros de partículas*

- Aprendizaje

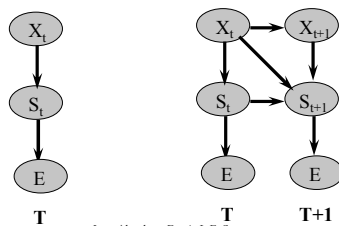
- Existen extensiones de las técnicas de aprendizaje paramétrico y estructural para RBD
- Se puede dividir en dos partes: aprender la red estática y aprender la red de transición

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

7

RBD – Aprendizaje

- El aprendizaje se divide en 2 partes:
 - Aprender la estructura “estática”
 - Aprender la estructura de “transición”



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

8

Redes Temporales

- Representaciones alternativas a RBD que incorporan aspectos temporales
- Se orientan a representar intervalos de tiempo o eventos en el tiempo vs estados
- Existen diferentes propuestas, dos ejemplos representativos son:
 - Redes de tiempo (*time net*) [Kanazawa]
 - Redes de nodos temporales (TNBN) [Arroyo]

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

9

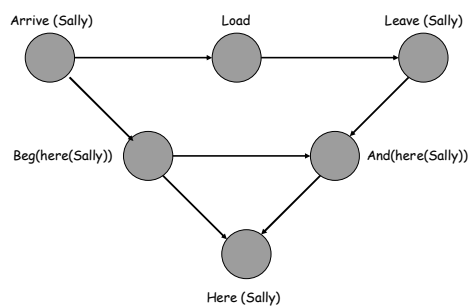
Red de tiempo

- La representación se basa en 2 tipos de eventos (nodos):
 - Eventos: un hecho que ocurre de manera instantánea
 - Hechos: una situación que es verdadera durante cierto intervalo de tiempo
- Cada hecho tiene asociado un evento de inicio y un evento de terminación

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

10

Ejemplo de redes de tiempo



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

11

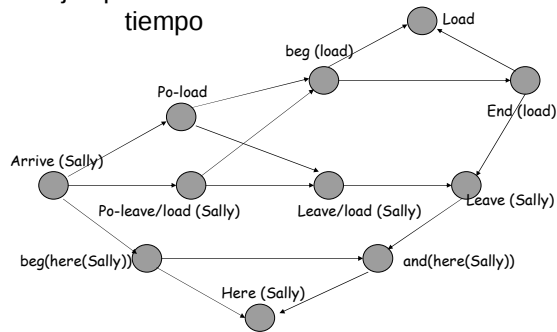
Redes de tiempo

- Para poder representar alternativas se utilizan nodos virtuales (*potencial events*)
- Cada nodo tiene asociados como valores "tiempos" de ocurrencia, por ejemplo: Arrive(sally): [2 - 6]
- Se asocian a cada nodo una tabla de probabilidades dados sus padres
- Las propagación se realiza mediante técnicas de simulación estocástica

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

12

Ejemplo de redes de tiempo



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

13

Redes de Nodos Temporales

- Representan cambios de estado (eventos) de las variables
- Tienen dos tipos de nodos:
 - Nodos de estado - representan variables de estado como en las RBD
 - Nodos temporales - representan cambios de estado de una variable

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

14

Nodo Temporal

- Nodo que representa un "evento" o cambio de estado de una variable de estado
- Sus valores corresponden a diferentes intervalos de tiempo en que ocurre el cambio
- Ejemplo: *incremento de nivel*
 - Valores (3):
 - * Cambio 0 - 1.0
 - * Cambio 10 - 50
 - * No Cambio

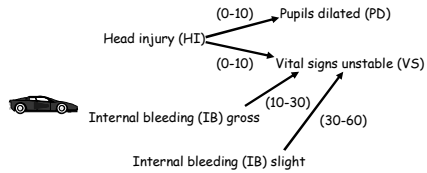
Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

15

Redes con Nodos Temporales

- Permiten una representación más compacta de ciertos dominios que las redes dinámicas

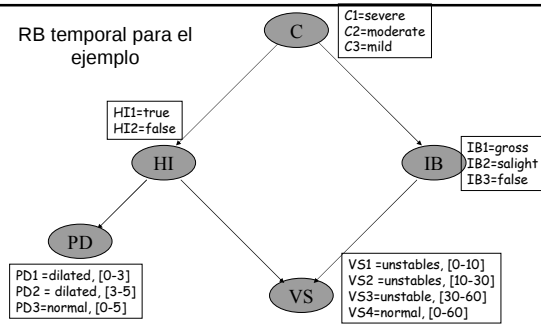
- Ejemplo:



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

16

RB temporal para el ejemplo



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

17

TNBN

- Para cada nodo temporal se definen un conjunto de valores que corresponden a intervalos de tiempo y las probabilidades asociadas

- La propagación se hace de la misma manera que en redes estáticas

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

18

Variables Continuas

- Las redes bayesianas normalmente manejan variables multivaluadas discretas.
- Cuando se presentan variables continuas (temperatura, estatura, etc.), éstas se discretizan en un número de intervalos y se manejan como si fueran discretas.
- Este enfoque presenta desventajas:
 - Si el número de intervalos es pequeño, se pierde precisión.
 - Si el número de intervalos es grande, el modelo se vuelve demasiado complejo y se requiere gran cantidad de datos para estimar las probabilidades

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

19

Variables Continuas

- Otra alternativa es manejar directamente distribuciones continuas.

- Se han realizado pocos desarrollos en este sentido y la mayoría están limitados al manejo de distribuciones gaussianas:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Donde μ es el promedio y σ^2 es la varianza (σ es la desviación estándar). Esta se representa como $N(\mu, \sigma)$

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

20

Propagación con variables gaussianas

Suposiciones:

1. La estructura de la red es un políárbo.
2. Todas las fuentes de incertidumbre no están correlacionadas y siguen el modelo gaussiano.
3. Existe una relación lineal entre variables (entre un nodo y sus padres):

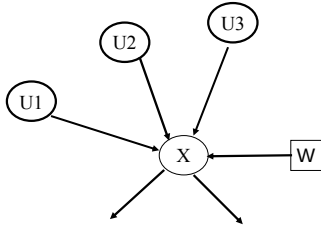
$$X = b_1 U_1 + b_2 U_2 + \dots + b_n U_n + W_x$$

Donde X es una variable, las U_i son los padres de X , las b son coeficientes constantes y w representa el "ruido" (gaussiano con media 0)

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

21

RB con variables continuas



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

22

Propagación con variables gaussianas

- El método de propagación es análogo al de poliárboles con variables discretas.
- Se establece que en este caso las distribuciones marginales de todas las variables son también gaussianas:

$$P(X | E) = \alpha \pi(x) \lambda(x) = N(\mu_x, \sigma_x)$$

- El producto de gaussianas es una gaussiana (esto no aplica a otras distribuciones)

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

23

Propagación con variables gaussianas

- Los parámetros, μ y σ , se obtienen de los parámetros que envían los nodos padre e hijos con las siguientes expresiones:

$$\mu_x = \frac{\sigma_\pi \mu_\lambda + \sigma_\lambda \mu_\pi}{\sigma_\pi + \sigma_\lambda}$$

$$\sigma_x = \frac{\sigma_\pi \sigma_\lambda}{\sigma_\pi + \sigma_\lambda}$$

$$\mu_\pi = \sum_i b_i \mu_i^+$$

$$\sigma_\pi = \sum_i b_i^2 \sigma_{x_i}^+$$

$$\mu_\lambda = \sigma_\lambda \sum_j \frac{\mu_j^-}{\sigma_j^-}$$

$$\sigma_\lambda = \left[\sum_j \frac{1}{\sigma_j^-} \right]^{-1}$$

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

24

Los mensajes que envían los nodos a sus padres e hijos se calculan de la siguiente manera:

Mensaje que envía el nodo X a su padre i:

$$\mu_i^- = (1/b_i) [\mu_\lambda - \sum_{k \neq i} b_k \mu_k^+]$$

$$\sigma_i^- = (1/b_i^2) [\sigma_\lambda + \sum_{k \neq i} b_k^2 \sigma_k^+]$$

Mensaje que envía el nodo X a su hijo j:

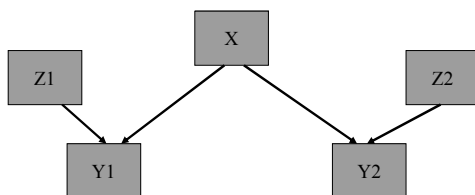
$$\mu_j^+ = \frac{\sum_{k \neq j} \frac{\mu_k^-}{\sigma_k} + \frac{\mu_\pi}{\sigma_\pi}}{\sum_{k \neq j} \frac{1}{\sigma_k} + \frac{1}{\sigma_\pi}}$$

$$\sigma_j^+ = \left[\sum_{k \neq j} \frac{1}{\sigma_k} + \frac{1}{\sigma_\pi} \right]^{-1}$$

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

25

Ejemplo - RB con Variables Continuas



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

26

Ejemplo - propagación

• Dado:

- $y_1=8000$, $y_2=10,000$, $z_1=z_2=1000$
- $ds(y_1)=300$, $ds(y_2)=1000$

• Aplicando las ecuaciones para "diagnóstico":

$$\mu_x = [(8-1)(1)^2 + (10-1)(0.3)^2] / [(1)^2 + (0.3)^2] = 7.165$$

$$\sigma_x = [(0.3)^2(1)^2] / [(1)^2 + (0.3)^2] = 0.0826, ds(x) = 287$$

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

27

Aplicaciones

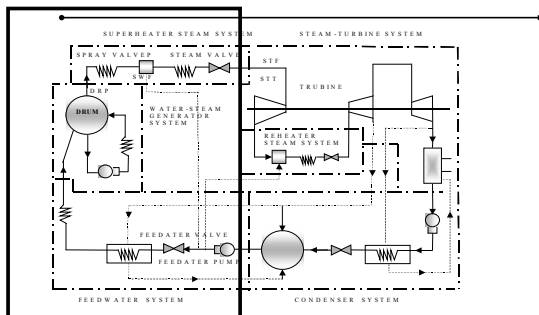
- Diagnóstico plantas eléctricas
 - Red temporal
- Endoscopía
 - RB (mejora estructural)
- Reconocimiento actividades
 - RB (simulación estocástica)
- Reconocimiento de gestos
 - RBD (clasificador bayesiano dinámico)

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

28

Red Temporal para Diagnóstico de Plantas Eléctricas

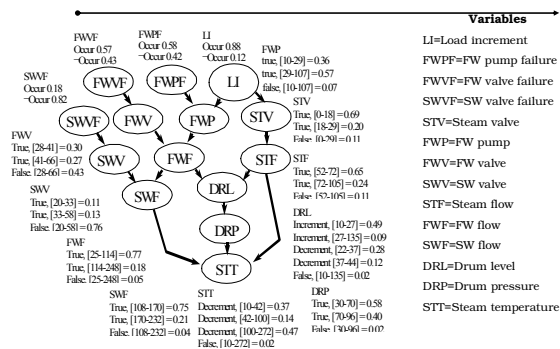
Subsistema de una Planta Eléctrica



Diagnóstico y Predicción

- Se desea encontrar las posibles causas de una falla (diagnóstico) o predecir cuando podría presentarse una situación anormal o falla (diagnóstico)
- El tiempo que transcurre entre los diferentes eventos en el proceso es crucial para la predicción y diagnóstico
- Parte del proceso de modela como una red temporal de eventos (nodos temporales)

Red bayesiana con nodos temporales



Resultados Experimentales

Prueba	μ	σ
Predicción		
% RBS	87.37	9.19
% Exactitud	84.48	14.98
Diagnóstico		
% RBS	84.25	8.09
% Exactitud	80.00	11.85
Diagnóstico y Predicción		
% RBS	95.85	4.71
% Exactitud	94.92	8.59

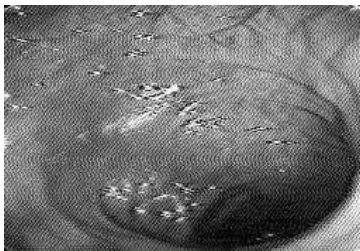
Endoscopía

- Endoscopy is a tool for direct observation of the human digestive system
- Recognize “objects” in endoscopy images of the colon for semi-automatic navigation
- Main feature – dark regions
- Main objects – “lumen” & “diverticula”

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

34

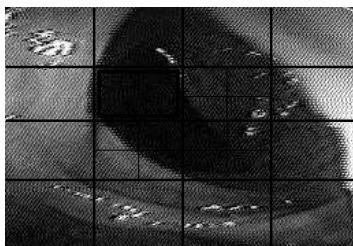
Colon Image



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

35

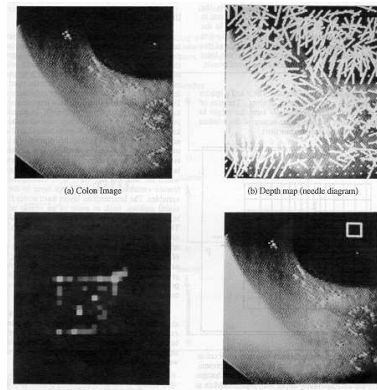
Segmentation – dark region



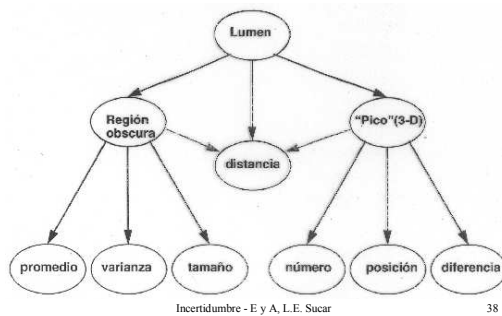
Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

36

Features – pq histogram



BN for endoscopy (partial)

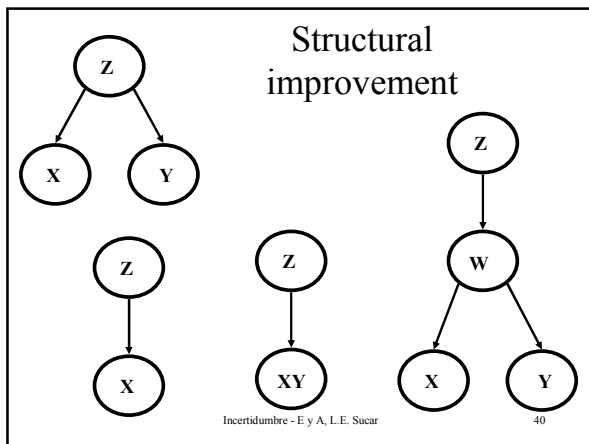


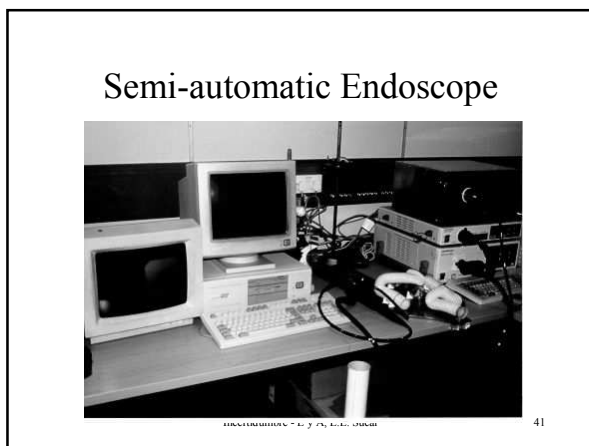
Structural Improvement

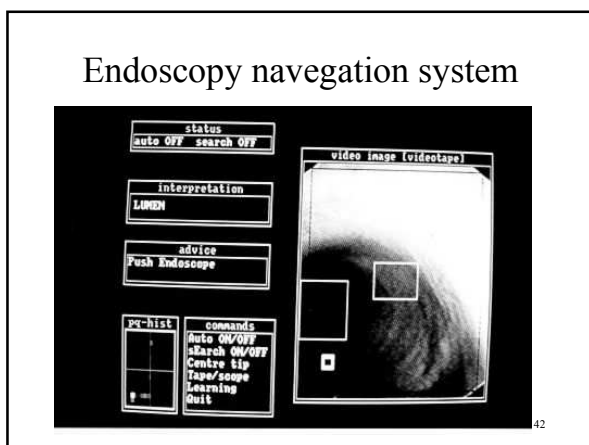
- Start from a subjective structure and improve with data
- Verify conditional independencies:
 - Node elimination
 - Node combination
 - Node insertion

Incetidumbre - E y A, L.E. Sucar

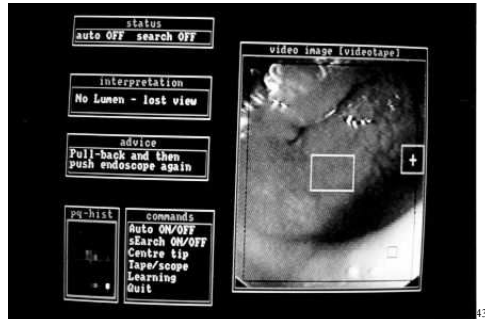
39







Endoscopy navigation system



43

Human activity recognition

- Recognize different human activities based on videos (walk, run, goodbye, attention, etc.)
- Consider the movement of several limbs (arms, legs)
- The movements can differ for different persons or even for the same person
- Several activities can be performed at the same time
- Consider continuous activities

Incertidumbre - E y A, L.E. Suarez

44

Activities

- Good-bye
- Right
- Attention
- Walk
- Jump
- Aerobics

Incertidumbre - E y A, L.E. Suarez



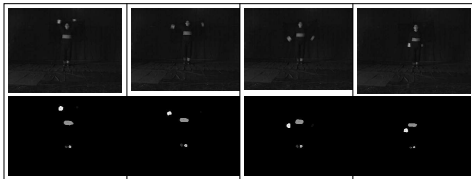
Goodbye – Right - Attention



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

46

Simultaneous activities: jump and attract attention



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

47

Feature Extraction

- Limb segmentation (color marks)
- Tracking
- Motion parameters

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

48

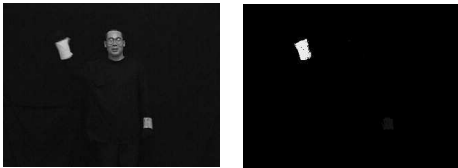
Feature extraction

- The color marks (for each limb) are segmented, with its position in each frame
- The directions of movement (discretized in 8 direction) are obtained for each image pair
- A *window* is used to obtain each sequence of changes (6), which are the observations for the recognition model – a Bayesian network

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

49

Segmentation



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

50

Tracking



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

51

Parameters

- Motion information is obtained for each limb (color marks):
 - Obtain the centroid (x,y) of the mark
 - Estimate the direction change between frames, discretized in 8 values
 - Experimentally we found that 5 to 7 direction changes are enough to characterize the motion of a limb performing an activity

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

52

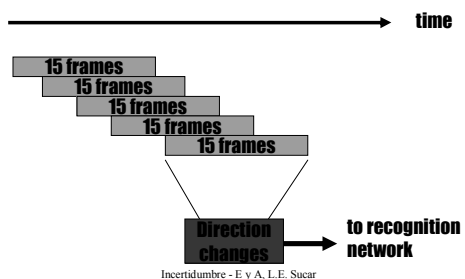
Recognition Model

- Based on a single Bayesian classifier
 - Node for each activity
 - Node for each limb
 - Nodes for 5 direction changes of each limb
- Can recognize simultaneous activities
- Continuous recognition

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

53

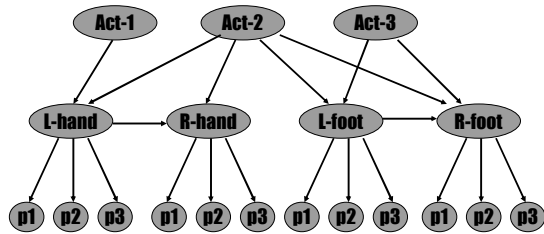
Continuous recognition



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

54

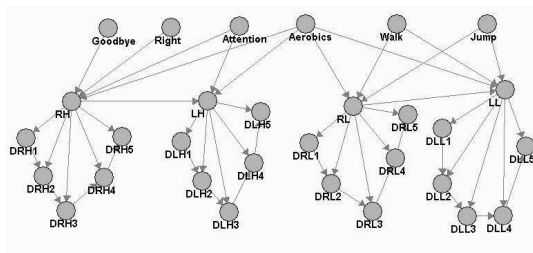
General Model



Incertidumbre - E y A, L.E. Suar

55

Recognition Network – arms and legs



Incertidumbre - E y A, L.E. Suar

56

Preliminary Results

- The model was trained with more than 150 examples of the 6 activities
- Initial tests give promising results:
50 tests sequences
39 correct
9 indecisive or other
2 wrong

Incertidumbre - E y A, L.E. Suar

57

Confusion matrix

	Goodbye	Right	Walk	Attention	Jump	Acrobatics	Other	Indecisive
Goodbye	3	1					2	1
Right		5		1			1	2
Walk			7				1	1
Attention				4				
Jump					6			
Acrobatics						7		
Other							1	
Walk and Attention			4	5			1	
Jump and Attention				2	2			58

Reconocimiento de gestos

- Reconocimiento de gestos orientados a comandar robots
- Inicialmente 5 gestos
- Reconocimiento con RBD

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

59

Come



attention



go-right



go-left



stop



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

60

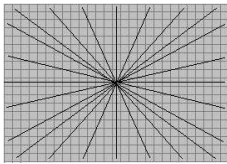
Extracción de características

- Detección de piel
- Segmentación de cara y mano
- Seguimiento de la mano
- Características de movimiento

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

61

Segmentación



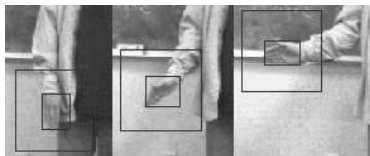
Agrupamiento de píxeles de piel en muestreo radial



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

62

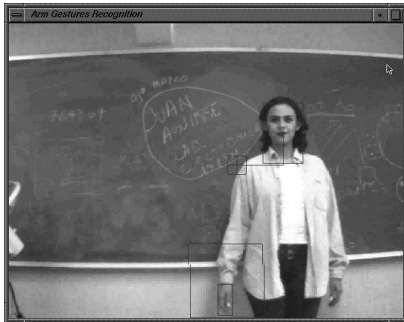
Seguimiento



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

63

Seguimiento



Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

64

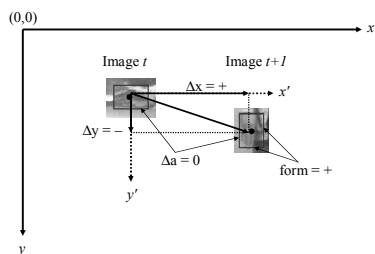
Training and Recognition

- The parameters (conditional probabilities) for the DBN are obtained from examples of each gesture using the EM algorithm (similar to *Baum-Welch* used in HMM)
- For recognition, the posterior probability of each model is obtained by probability propagation (*forward*)

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

65

Motion Features



Example of feature extraction based on image-centered coordinate system

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

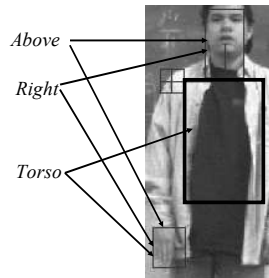
66

Posture features

Posture features are simple spatial relations between the user's right hand and other body parts:

- *Right*
- *Above*
- *Torso*

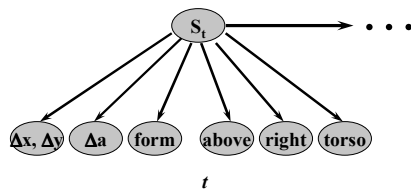
Each one can take one of 2 values: (yes, no)



Incetidumbre - E y A, L.E. Sucar

67

Dynamic naive Bayesian Classifier with posture information



Incetidumbre - E y A, L.E. Sucar

68

Experiments

- 150 samples of each gesture taken from one user
- Laboratory environment with different lighting conditions
- Distance from the user to the camera varied between 3.0 m and 5.0 m
- The number of training samples varied between 5% to 100% of the training set

Incetidumbre - E y A, L.E. Sucar

69

Confusion matrix:
DNBCs without posture information

	come	attention	go-right	go-left	stop
come	98 %			2 %	
attention	3 %	87 %	10 %		
go-right			100 %		
go-left				100 %	
stop	4 %	39 %		1 %	56 %

The average recognition rate is 87.75 %

70

Confusion matrix:
DNBCs with posture information

	come	attention	go-right	go-left	stop
come	100 %				
attention		100 %			
go-right			100 %		
go-left				100 %	
stop	11 %	6 %			83 %

The average recognition rate is 96.75 %

71

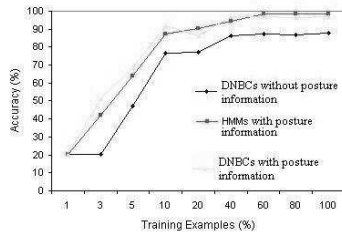
Confusion matrix:
HMMs with posture information

	come	attention	go-right	go-left	stop
come	100 %				
attention		100 %			
go-right			100 %		
go-left				100 %	
stop	8 %				92 %

The average recognition rate is 98.47 %

72

Accuracy vs Training Size



Average recognition results of five repetitions of the experiment

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

73

Otras aplicaciones

- Predicción del precio del petróleo
- Modelado de riesgo en accidentes de automóviles
- Diagnóstico médico
- Validación de sensores
- Modelado de usuarios (ayudantes Microsoft Office)
- Modelado del estudiante (tutores inteligentes)
- Diagnóstico de turbinas (General Electric)
- Reconocimiento de objetos en imágenes
- Reconocimiento de voz
- ...

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

74

Referencias

- Variables continuas
 - Pearl cap. 7
 - G. Torres Toledano, E. Sucar, Iberamia 1998
- RB dinámicas
 - U. Kjaerulff, A computational scheme for reasoning in dynamic belief networks, UAI'92
- RB temporales
 - K. Kanazawa, A logic and time nets for probabilistic inference, AAAI'91
 - G. Arroyo, E. Sucar, A temporal bayesian networks for diagnosis and prediction, UAI'99

Incertidumbre - E y A, L.E. Sucar

75

Actividades

- Corregir y ampliar la propuesta del proyecto, tomando en cuentas los comentarios
- Ampliar en particular los aspectos de: metodología (como), los datos a usar (si se tienen), la relación a las técnicas de la clase, y los aspectos de implementación y pruebas
- Hacer una BREVE presentación (máximo 5 minutos la próxima clase). ENVIAR material de apoyo a más tardar el lunes 11 a las 24 hrs por e-mail
- Entregar nueva versión (impresa) de la propuesta, corregida y aumentada

Incertidumbre - E y A, L.E. Suar

76
