Detección de tendencias basada en el modelo de Perfiles Temporales Borrosos

P. Félix, S. Fraga, S. Barro
Dpto. de Electrónica e Computación
Universidade de Santiago de Compostela
15706 Santiago de Compostela

R. Marín
Dpto. de Informática, IA y Electrónica
Universidad de Murcia
30100 Murcia

Resumen

Un Perfil Temporal Borroso (PTB) [Félix *y col.*, 1995] es un modelo mediante el que describimos la evolución de un parámetro físico V en el tiempo. Así, definimos un conjunto de puntos significativos $(X_0, X_1, ..., X_n)$, y aproximamos la curva evolución mediante tramos rectos entre ellos. Cada tramo se define por medio de una restricción imprecisa sobre la extensión temporal, el incremento de valor y la pendiente entre sus puntos extremos.
En este trabajo exponemos un posible método de equiparación entre un PTB y una señal, que permitirá la detección de perfiles de interés sobre la traza de un parámetro físico a lo largo del tiempo.

1 Introducción

Una de las ventajas más apreciadas en los modelos de representación de patrones es su capacidad para incorporar información imprecisa y manipularla de un modo consistente. Así lo exige la variabilidad de matices que se quiere reunir bajo la especificación de un único patrón. Encontramos, pues, en la bibliografía, numerosos ejemplos de modelos de representación cualitativa y semicuantitativa de patrones [Cheung y Stephanopoulos, 1990; Haimowitz *y col.*, 1995; Kuipers, 1986; Steimann, 1996].

El modelo de PTB se basa en el uso del formalismo de las redes de restricciones. Por una parte, este formalismo permite una proyección inmediata de la descripción lingüística de un perfil de interés. Además, constituye un soporte adecuado para el análisis de la información representada, ya sea esta redundante o contradictoria. Así, es posible desarrollar, junto con la representación mediante redes de restricciones, un conjunto de herramientas matemáticas que nos permiten analizar la consistencia de la información y eliminar aquélla superflua. Por otra parte, modelamos la flexibilidad necesaria en las restricciones de un perfil por medio de la teoría de conjuntos borrosos [Fargier, 1994; Zadeh, 1978]. Esta teoría ha demostrado incorporar una gran variedad de matices a la representación y manipulación de conceptos imprecisos.

En este trabajo abordamos el siguiente problema: dado un PTB consistente y la evolución P de una variable constituida por un conjunto de datos precisos $P = \{(v_{[1]}, t_{[1]}), ..., (v_{[w]}, t_{[w]})\}$ obtenidos para dicha variable en diferentes instantes, encontrar el grado de equiparación entre el perfil y esta evolución temporal.

2 El tiempo

Consideramos el tiempo como proyectado en un eje discreto unidimensional $\tau = \{t_0, t_1, ..., t_i, ...\}$ [Barro *y col.*, 1994]. Así, dado un i perteneciente al conjunto de los números naturales $\mathbb{N}$, t_i representa un *instante preciso*. Asumimos que t_0 representa el origen temporal, antes del cual la existencia de cualquier hecho carece de relevancia para el problema considerado. Consideramos una relación de orden total entre los instantes precisos $(t_0 < t_1 < ... < t_i < ...)$, y una distancia uniforme entre los mismos, de tal modo que para cualquier $i \in \mathbb{N}$, $t_{i+1} - t_i = \Delta t$, siendo Δt una constante; así, t_i representa una distancia $i \times \Delta t$ al origen de tiempos t_0. Esta restricción se corresponde con la del muestreo periódico de señales, bastante frecuente, por otra parte, en aplicaciones reales.

3 Definiciones iniciales

Tomando como punto de partida el *principio de extensión* de Zadeh [Zadeh, 1975], introduciremos a continuación los conceptos de *valor* e *incremento borroso*, sobre los que construiremos el modelo.

Definición 1 *Dado un universo de discurso $\mathbb{U}$ (en lo que nos concierne, $\mathbb{R}$ ó $[m, n] \subset \mathbb{R}$) extendemos el concepto de valor a lo que denominaremos* **valor borroso** *C, representado por una distribución de posibilidad π_C sobre $\mathbb{R}$ [Dubois y Prade, 1989]. De este modo, dado un valor preciso $v \in \mathbb{R}$, $\pi_C(v) \in [0, 1]$ representa la posibilidad de que C sea precisamente v. Los valores extremos 1 y 0, representan, respectivamente, la posibilidad total y la posibilidad nula de que C sea v.*

Siempre asumiremos que π_C está *normalizada*, esto es, $\exists v \in \mathbb{R}$, $\pi_C(v) = 1$. También consideraremos que π_C es *unimodal.* Esto es: $\forall v, v', v'' \in \mathbb{R},\ v < v' < v'',\ \pi_C(v') \geq min\{\pi_C(v), \pi_C(v'')\}$.

El concepto de *instante borroso* es un caso particular del de valor borroso, cuando el universo de discurso es el tiempo τ.

Definición 2 *Introducimos el concepto de* **incremento borroso** *con el fin de representar cantidades, como por ejemplo, la diferencia entre dos valores, borrosos o no. Un incremento borroso D se representa por una distribución de posibilidad, π_D, normalizada y unimodal, también definida sobre $\mathbb{R}$. De este modo, dado un $i \in \mathbb{R}, \pi_D(i) \in [0,1]$ representa la posibilidad de que D sea precisamente i.*

Dado un par ordenado de valores borrosos (A, E), la *distancia* entre A y E viene dada por un incremento borroso. Esta distancia se representa por medio de una distribución de posibilidad $\pi_{D(A,E)}$, sobre $\mathbb{R}$, definida mediante el principio de extensión de Zadeh, y donde dado un $i \in \mathbb{R}, \pi_{D(A,E)}(i)$ representa la posibilidad de que la distancia entre los dos valores sea exactamente i:

$$\forall i \in \mathbb{R},\ \pi_{D(A,E)}(i) = \max_{i=t-s} min\ \{\pi_A(s), \pi_E(t)\}$$

Se demuestra [Kaufmann y Gupta, 1985] que si A y E corresponden a distribuciones de posibilidad normalizadas y unimodales, $\pi_D(A, E)$, también poseerá dichas propiedades.

En el dominio temporal, el concepto de incremento borroso servirá para representar los de *duración* o *extensión temporal borrosa* entre instantes borrosos.

4 Definición del modelo

La pretensión de partida es representar un perfil de evolución relativo a una variable física $v(t)$, que toma valores reales en el tiempo. Desarrollamos un modelo, al que denominamos *Perfil Temporal Borroso* (PTB) [Félix *y col.*, 1995], que opera a través de una descripción imprecisa de la evolución de la citada variable. Un PTB es una red de restricciones borrosas entre puntos significativos, que juegan el papel de nodos de la red.

Cada punto significativo está definido como un par de variables: una correspondiente al parámetro físico $v(t)$ y otra al tiempo. Las restricciones borrosas del perfil limitan los valores de la duración borrosa, el incremento borroso y la pendiente borrosa entre cada dos puntos significativos.

A continuación definimos los conceptos fundamentales del modelo.

Definición 3 *Denominamos* **punto significativo** *asociado a una variable $v(t)$, y lo nombramos como X_i, al par formado por una variable del dominio V_i, y una variable temporal T_i.*

$$X_i = < V_i, T_i >$$

donde V_i representa un valor desconocido del parámetro físico y T_i representa un instante de tiempo desconocido. En ausencia de cualquier restricción, las variables V_i y T_i pueden tomar cualquier valor preciso v_i y t_i, respectivamente.

Definición 4 *Una restricción unitaria D_i sobre una variable del dominio V_i se define mediante una distribución de posibilidad $\pi_i^D(v)$ normalizada y unimodal, cuyo universo es $\mathbb{R}$.*

$$\forall\ v \in \mathbb{R}:\ \pi_i^D(v)\ \in\ [0,1]$$

de forma que, dado un valor preciso v_i, $\pi_i^D(v_i)$ representa la posibilidad de que V_i tome precisamente el valor v_i.

La restricción unitaria D_i restringe el dominio de valores que pueden ser asignados a V_i a aquellos v_i que satisfacen $\pi_i^D(v_i) > 0$. El grado de posibilidad de v_i, $\pi_i^D(v_i)$, se puede interpretar como un grado de preferencia en la asignación. Formalmente, la distribución $\pi_i^D(v)$ corresponde a la distribución de posibilidad de un valor borroso. Por tanto, podemos interpretar una restricción unitaria D_i, como la asignación de un *valor borroso* a la variable V_i.

Definición 5 *Una restricción unitaria L_i sobre una variable temporal T_i se define, de modo similar a D_i mediante una distribución de posibilidad $\pi_i^L(t)$ normalizada y unimodal, cuyo universo de discurso es el eje de tiempo τ.*

$$\forall\ t \in \tau:\ \pi_i^L(t)\ \in\ [0,1]$$

de forma que, dado un instante de tiempo preciso t_i, $\pi_i^L(t_i)$ representa la posibilidad de que T_i tome precisamente el valor t_i.

Podemos interpretar una restricción unitaria L_i, como la asignación de un valor borroso, que denominaremos *instante borroso*, a la variable T_i.

Definición 6 *Una restricción binaria D_{ij} sobre dos variables del dominio V_i y V_j se define mediante una distribución de posibilidad π_{ij}^D normalizada y unimodal, cuyo universo de discurso es $\mathbb{R}$.*

$$\forall\ d \in \mathbb{R}:\ \pi_{ij}^D(d)\ \in\ [0,1]$$

Dado un incremento preciso d_{ij}, $\pi_{ij}^D(d_{ij})$ representa la posibilidad de que la distancia entre V_i y V_j tome precisamente el valor d_{ij}.

La restricción D_{ij} restringe conjuntamente los dominios de valores posibles de las variables V_i y V_j. En ausencia de otras restricciones, las asignaciones $V_i = v_i$ y $V_j = v_j$ son posibles si se satisface $\pi_{ij}^D(v_j - v_i) > 0$. Formalmente, la distribución π_{ij}^D corresponde a la distribución de posibilidad de un incremento borroso. Por tanto, podemos interpretar una restricción binaria D_{ij} como la asignación de un *incremento borroso* a la distancia entre las variables V_i y V_j.

Definición 7 *Una restricción binaria L_{ij} sobre dos variables temporales T_i y T_j se define, de modo similar a D_{ij}, mediante una distribución de posibilidad π_{ij}^L normalizada y unimodal, cuyo universo de discurso es $\mathbb{Z}$.*

$$\forall\ l \in \mathbb{Z}:\ \pi_{ij}^L(l)\ \in\ [0,1]$$

Dada una extensión temporal precisa l_{ij}, $\pi_{ij}^L(l_{ij})$ representa la posibilidad de que la distancia temporal entre T_i y T_j tome precisamente el valor l_{ij}.

Podemos interpretar una restricción binaria L_{ij} como la asignación de un incremento borroso, al que denominaremos *duración borrosa*, a la distancia entre las variables T_i y T_j.

Cualquier restricción unitaria L_i (idem D_i) sobre una variable $T_i(V_i)$ puede transformarse en una restricción binaria equivalente, que delimite la distancia del origen $X_0 =< V_0, T_0 >$ a X_i. Por tanto, añadiendo una variable adicional $T_0(V_0)$ que represente un origen preciso del eje de tiempo (eje de valores del dominio del parámetro físico), podemos eliminar todas las restricciones unitarias $L_i(D_i)$ y convertirlas en restricciones binarias equivalentes $L_{0i}(D_{0i})$. A $X_0 =< V_0, T_0 >$ le podemos asignar un valor arbitrario, pero por simplicidad le asignamos el valor $V_0 = 0, T_0 = 0$. De esta forma, $L_{0i} = L_i, D_{0i} = D_i$.

Definición 8 *Una restricción cuaternaria M_{ij} sobre dos puntos significativos X_i y X_j, se define mediante una distribución de posibilidad π^M_{ij} normalizada y unimodal, cuyo universo de discurso es $\mathbb{R}$.*

$$\forall\ m \in \mathbb{R}:\ \pi^M_{ij}(m)\ \in\ [0,1]$$

Dado un valor preciso m_{ij}, $\pi^M_{ij}(m_{ij})$ representa la posibilidad de que la pendiente de la recta que une X_i y X_j sea precisamente m_{ij}.

La restricción M_{ij} restringe conjuntamente los dominios de V_i, V_j, T_i y T_j. En ausencia de otras restricciones, las asignaciones $V_i = v_i$, $V_j = v_j$, $T_i = t_i$ y $T_j = t_j$ son posibles si se satisface $\pi^M_{ij}((v_j - v_i)/(t_j - t_i)) > 0$. Podemos interpretar una restricción M_{ij} como la asignación de un valor borroso, al que denominaremos *pendiente borrosa*, a la recta que une X_i y X_j.

Definición 9 *Una restricción borrosa R_{ij} sobre dos puntos significativos X_i y X_j es una terna formada por un incremento borroso D_{ij}, una duración borrosa L_{ij} y una pendiente borrosa M_{ij}.*

$$R_{ij} =< D_{ij}, L_{ij}, M_{ij} >$$

Definición 10 *Definimos* **Perfil Temporal Borroso** *$\mathcal{N} = \{\mathcal{X}, \mathcal{R}\}$ como un conjunto finito de puntos significativos $\mathcal{X} = \{X_0, X_1, ..., X_N\}$, y un conjunto finito de restricciones $\mathcal{R} = \{< D_{ij}, L_{ij}, M_{ij} >,\ 0 \le i,j \le N\}$ definidas sobre las variables que constituyen dichos puntos.*

Un PTB se puede representar mediante un grafo dirigido (figura 1), en el que los nodos se corresponden con puntos significativos, y los arcos se corresponden con restricciones sobre variables de los nodos que unen.

Cuando no se especifique una de las restricciones D_{ij}, L_{ij} o M_{ij}, entenderemos que cualesquiera valores de incremento, duración o pendiente (según el tipo de restricción de que hablemos) son completamente posibles, y la denominaremos *restricción universal*,

$$\pi^{C=\{D,L,M\}}_{ij}(x) = \pi_{\mathcal{U}}(x) = 1\ \ \forall x \in \mathbb{U}$$

Si un perfil contiene una restricción C_{ij} vacía, dada por:

$$\pi^{C=\{D,L,M\}}_{ij}(x) = \pi_{\emptyset}(x) = 0\ \ \forall(x) \in \mathbb{U},$$

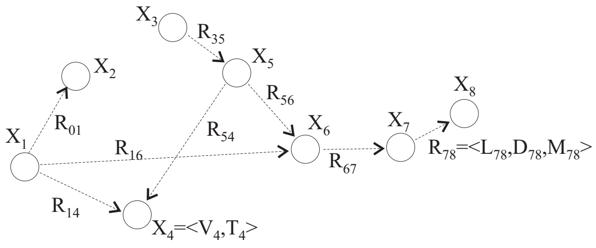

Figura 1: Ejemplo de Perfil Temporal Borroso.

entonces dicho perfil no tiene ninguna solución, pues no podremos encontrar ningun valor que satisfaga esa restricción.

5 Minimización del PTB

La definición de un PTB puede provenir de la proyección, en un conjunto de restricciones entre puntos significativos, de una descripción lingüística realizada por un experto sobre un determinado perfil de interés [Félix *y col.*, 1998b]. Dicha descripción podrá contener información redundante o inconsistente.

Minimizar un PTB supone eliminar del dominio de cada variable aquellos valores incompatibles con las restricciones sobre dicha variable, con el fin de obtener un PTB en el que las relaciones vengan definidas del modo más preciso posible [Montanari, 1974; Mackworth, 1977]. De ahí que el proceso de minimización conlleve la eliminación de la información redundante de la red así como la detección de la información inconsistente.

El problema general de minimizar un PTB es NP-completo [Félix, 1999]. Debido a esto, hemos desarrollado un conjunto de herramientas formales para realizar el análisis de niveles de consistencia local en la información, eliminando información redundante y detectando la existencia de inconsistencia mediante procedimientos computacionalmente más eficientes. Al no ser el objetivo de este trabajo, nos limitaremos a realizar una breve referencia a la obtención de *consistencia de camino* [Mackworth, 1977; Dechter *y col.*, 1991; Marín *y col.*, 1994] y de *tramo* que, aunque no garantizan la minimización en general de un PTB, sí resultan de gran utilidad para depurar la mayor parte de la información implícita en la descripción lingüística del perfil.

La *minimización de tramo* es un procedimiento que se aplica sobre la restricción de duración, incremento y pendiente que liga dos puntos significativos X_i y X_j. La representación de esta restricción, $R_{ij} =< L_{ij}, D_{ij}, M_{ij} >$ es inherentemente redundante. Por ejemplo, L_{ij} y D_{ij} definen una pendiente aproximada que transporta, por tanto, información adicional a la proporcionada por M_{ij}. Combinando las tres piezas de información se puede reducir la imprecisión existente en los valores de partida para L_{ij}, D_{ij} y M_{ij}, y se puede obtener una representación consistente del tramo R_{ij}.

La *minimización de camino* es un procedimiento que se aplica por separado sobre el conjunto de restricciones temporales L_{ij} por un lado, y sobre el conjunto de restricciones de valor D_{ij}, por otro. La idea es, del mismo modo que en el caso anterior, extraer un conjunto de restricciones implícitas en la descripción de la red, en este caso correspondientes a caminos inducidos. Por ejemplo, L_{ik} y L_{kj} definen una duración aproximada que transporta, por tanto, información adicional a la proporcionada por L_{ij}. Combinando todos los caminos inducidos sobre cada una de las restricciones tanto de duración como de incremento de la red reducimos la imprecisión en la información obteniendo un perfil camino consistente.

6 Equiparación del perfil con una señal

Los PTB, en su presente formulación, permiten modelar aquellas sentencias del lenguaje del experto que se refieren a eventos significativos en el valor de la variable, del tipo de: *"... aproximadamente 15 minutos después, la intensidad es mucho más alta"*, manifestando el experto su posible desconocimiento sobre lo que sucede en esos quince minutos y, en cualquier caso, su total desinterés por lo que durante ellos ocurra (ver figura 2).

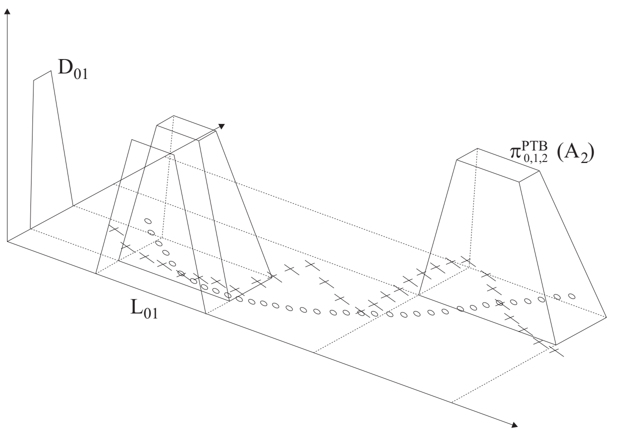

Figura 2: Ejemplo de valoración del PTB en los puntos significativos. El proceso de equiparación busca la máxima compatibilidad entre los valores de la señal a lo largo del tiempo (cruces o círculos) y los puntos significativos del perfil. Se muestran dos evoluciones diferentes con igual grado de compatibilidad.

El objetivo de cualquier problema de satisfacción de restricciones es la búsqueda de soluciones, es decir, conjuntos de asignaciones a las variables de los nodos que sean compatibles con las restricciones de la red. Queremos saber si de la evolución real de una determinada variable física podemos extraer un conjunto de asignaciones que satisfagan las restricciones del perfil.

Definición 11 *Llamaremos A_i a una asignación de valores precisos pertenecientes a la evolución real P para las variables del punto significativo $X_i =< V_i, T_i >$. Es decir: $A_i =< v_i, t_i >=< v_{[m]}, t_{[m]} >$, $(v_{[m]}, t_{[m]}) \in P$ significa que $V_i = v_{[m]}$ y $T_i = t_{[m]}$.*

La compatibilidad entre el PTB y un histórico de valores se calculará sobre el conjunto de asignaciones a los puntos significativos. El criterio de asignación será la obtención de un máximo en la compatibilidad global entre la evolución real y el perfil. Desarrollaremos un procedimiento de asignación basado en un árbol de búsqueda [Fargier, 1994], de manera que, siguiendo un método de asignación ordenado, se pueda descartar un número importante de asignaciones espúreas, reduciendo así el coste computacional.

Realizamos primero una definición operativa, sobre la que construiremos de manera incremental las posibles soluciones del perfil.

Definición 12 *Decimos que una k-tupla de asignaciones $\mathcal{A}_h^{[k]} = (A_{h_1}, A_{h_2}, ..., A_{h_k})$ a k puntos significativos del perfil ($k < N$) es* **localmente válida** *si y sólo si satisface:*

$$\pi^{PTB}_{h_1,\ldots,h_k}(\mathcal{A}_h^{[k]}) =$$
$$= \min_{A_{h_i}, A_{h_j} \in \mathcal{A}_h^{[k]}} \{\pi^D_{h_i h_j}(v_{h_j} - v_{h_i}), \pi^L_{h_i h_j}(t_{h_j} - t_{h_i}), \pi^M_{h_i h_j}(m_{h_i h_j})\} > 0$$

con $m_{h_i h_j} = (v_{h_j} - v_{h_i})/(t_{h_j} - t_{h_i})$, y siendo $\pi^{PTB}_{h_1,\ldots,h_k}(\mathcal{A}_h^{[k]})$ el grado de consistencia de dicha asignación. Llamaremos $PTB_{h_1,\ldots h_k}$ al conjunto borroso de asignaciones localmente válidas correspondiente.

Podemos generalizar la definición al caso en que $k = N$, de modo que tenemos una asignación global a la que denotaremos $PTB_{h_1,\ldots,h_N} \equiv PTB$.

De la propia definición resulta evidente que la extensión de una asignación local a cualesquiera nuevos puntos significativos no mejora el grado de consistencia:

$$(A_{h_1}, ..., A_{h_k}) \subseteq (A_{h_1}, ..., A_{h_k}, ..., A_{h_l}) \Rightarrow$$
$$\Rightarrow \pi^S_{h_1,\ldots,h_k}(\mathcal{A}^{[k]}) \geq \pi^S_{h_1,\ldots,h_l}(\mathcal{A}^{[l]})$$

La compatibilidad se puede calcular de un modo incremental, a partir del cálculo realizado sobre la asignación previa [Dubois *y col.*, 1996]:

$$\pi^{PTB}_{h_1,\ldots,h_{k+1}}(\mathcal{A}_h^{[k+1]}) = \min_{A_{h_i} \in \mathcal{A}_h^{[k]}, A_{h_{k+1}}} \{\pi^{PTB}_{h_1,\ldots,h_k}(\mathcal{A}_h^{[k]}),$$
$$, \pi^D_{h_i h_{k+1}}(v_{h_{k+1}} - v_{h_i}), \pi^L_{h_i h_{k+1}}(t_{h_{k+1}} - t_{h_i}), \pi^M_{h_i h_{k+1}}(p_{h_i h_{k+1}})\}$$

El árbol de búsqueda tiene tantos niveles como puntos significativos, y se ramifica sobre las posibles asignaciones a cada uno de ellos. El primer nodo del árbol representa la asignación al punto significativo X_0 que convenimos que fuera $(0, 0)$, y las hojas representan las asignaciones completas. Así, construiremos de manera incremental una solución para el PTB, mediante sucesivas asignaciones a los puntos significativos del perfil, calculándose de modo parcial el grado de compatibilidad con la evolución real. Para ello seguiremos el típico método de búsqueda del *primero en profundidad*. Con

```
procedure ASIGNACIÓN(i,min,max);
begin
        maxx=min;
        if (i=N) then
           return(max);
        L_i ← {A_i = (v[m], t[m]) : π^{PTB}_{0,1,...,i}(A_0, A_1, ..., A_i) ≥inf};
        while(L_i ≠ ∅) do
           begin
              tomar y borrar un (v[m], t[m]) de L_i;
              maxx=π^{PTB}_{0,1,...,i}(A_0, A_1, ..., A_i);
              maxx=min(max,ASIGNACIÓN(i+1,min,maxx));
           end;
        return(maxx);
end;
```

Figura 3: Procedimiento de asignación.

el fin de acotar la búsqueda a soluciones suficientemente satisfactorias consideramos una cota inferior $c_{\inf}$ que sirve para podar todas aquellas ramas de las que no se puede obtener una compatibilidad mejor que dicha cota.

Puesto que la búsqueda parte de un orden a priori en la realización de asignaciones tomaremos por simplicidad el propio orden temporal de los puntos significativos, aunque más adelante veremos que en otros casos es más eficiente seguir otro orden diferente.

En cada paso dirigido a la obtención de la compatibilidad global entre la evolución y el PTB ampliamos una k-tupla $(A_0, A_1, ..., A_k)$ de asignaciones localmente válidas al siguiente punto significativo X_{k+1}. Si existe un par $(v_{[m]}, t_{[m]}) \in P$ tal que la consistencia local $\pi^{PTB}_{0,1,...,k+1}(A_0, A_1, ..., A_{k+1}) > c_{\inf}$, entonces asignamos $(v_{[m]}, t_{[m]})$ al punto significativo X_{k+1}. Si no encontramos ningún par que satisfaga la condición anterior retrocedemos a la asignación del punto significativo previo X_k. Cuando encontremos una asignación global $(A_0, A_1, ..., A_N)$ cuya compatibilidad sea mayor que $c_{\inf}$, ésa será la mejor solución actual. En caso de que no nos interese obtener todas las soluciones sino acceder lo antes posible a las mejores, actualizamos entonces $c_{\inf} = \pi^{PTB}(A_0, A_1, ..., A_N)$ y retrocedemos en busca de una solución mejor.

En la figura 3 presentamos una versión simplificada del algoritmo de asignación. Para cada punto significativo se construye una lista L_i donde se guardan aquellas muestras $(v_{[m]}, t_{[m]})$ de la señal cuya asignación es posible. El algoritmo es recursivo y resuelve en un solo procedimiento la asignación y la gestión de fallos mediante el retroceso a la asignación anterior.

La solución óptima es el resultado de la aplicación del procedimiento anterior recorriendo el proceso de asignación el fragmento de la evolución real sobre la que se quiere localizar el perfil.

La solución óptima es el resultado de la aplicación del procedimiento anterior, recorriendo el proceso de asignación el fragmento de la evolución real sobre la que se quiere localizar el perfil. El grado de pertenencia al perfil de una muestra correspondiente a la evolución viene dado por el máximo de los grados de compatibilidad de cada una de las soluciones a cuyo intervalo temporal pertenece:

$$\mu^{PTB}(v_{[m]}, t_{[m]}) = \max_{t_1 \leq t_{[m]} \leq t_N} \{\pi^{PTB}(A_0, A_1, ..., A_N)\}$$

Sobre la base de este procedimiento, se pueden introducir algunas heurísticas muy generales para podar el árbol de asignación de un modo más eficiente. Así, debemos tener en cuenta que si una asignación local $(A_1, ..., A_k)$, $k < N$, mantiene el mismo grado de compatibilidad cuando la extendemos a una asignación global, se podrán obviar todas las posibles extensiones a partir del punto significativo X_k, ya que no se obtendrá ninguna solución mejor. Si a esto añadimos un orden en las posibles asignaciones a cada punto significativo, de modo que tomemos, en cada asignación local, aquella cuyo grado de compatibilidad con las restricciones correspondientes sea el mayor, esto nos permitirá descartar un número considerable de asignaciones parciales que no mejoran la última solución encontrada.

El problema de la localización de una serie de hechos de carácter vago o impreciso sobre la evolución de un parámetro físico ya fue abordado por Qian [Qian, 1992]. Él parte de una descripción proposicional de los hechos que se pretenden localizar, y aunque analiza algunos problemas importantes relativos al razonamiento temporal, como la prioridad en la combinación de los múltiples criterios y relaciones que definen dichos hechos, la solución que propone es fundamentalmente heurística y de carácter local, es decir, circunscrita al ámbito de cada proposición. El hecho de modelar los perfiles mediante redes de restricciones borrosas permite disponer de un marco formal donde estudiar de un modo global el problema de la prioridad de criterios, la preferencia de soluciones y la consistencia de la información entre otros.

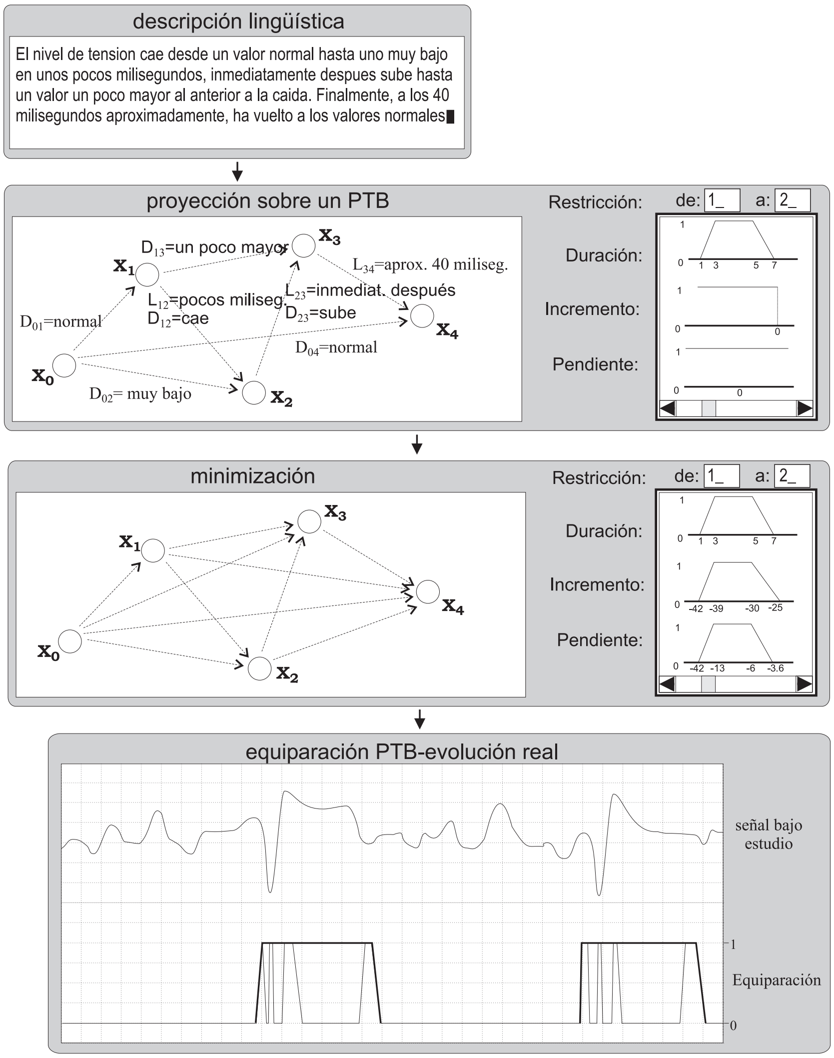

Figura 4: Ejemplo de Perfil Temporal Borroso.

6.1 Ejemplo

Proponemos a continuación un ejemplo que muestra el proceso completo, desde la descripción lingüística que hace un experto de un perfil de interés, hasta que es contrastada con una señal.

A partir de la descripción lingüística de un perfil, se realiza la proyección de su significado sobre los elementos que definen un perfil, mediante la obtención de las distribuciones de posibilidad que modelan la imprecisión presente en el lenguaje.

Podemos entender el proceso de minimización de la red como un proceso de explicitación de aquellas restricciones descritas inicialmente de un modo implícito, lo que permite el análisis de la consistencia de la información. Si el perfil no fuera consistente, no se llevaría a la etapa de equiparación; el experto sería informado, para la revisión de la descripción hecha del perfil.

Una vez que tenemos una versión consistente del perfil, realizamos su detección sobre señal mediante el procedimiento descrito. La figura 4 muestra la compatibilidad de la señal con el perfil. En trazo fino, podemos ver la compatibilidad de las posibles asignaciones a cada uno de los puntos significativos que constituyen el perfil, y en trazo grueso se muestra aquellos fragmentos de señal en los que la posibilidad de encontrar el perfil es mayor de cero. Además, podemos ver cómo este valor de posibilidad sólo tiene en cuenta el comportamiento de la señal en determinados instantes (borrosos), siendo irrelevante la evolución de la señal entre cada uno de los puntos significativos.

6.2 Localización del perfil

La localización del perfil es una propiedad que condiciona fuertemente la eficiencia del proceso de equiparación. Está relacionada con el grado de especificidad [Yager, 1991] de las distribuciones de posibilidad que definen cada una de las restricciones del perfil. Cuanto menor es

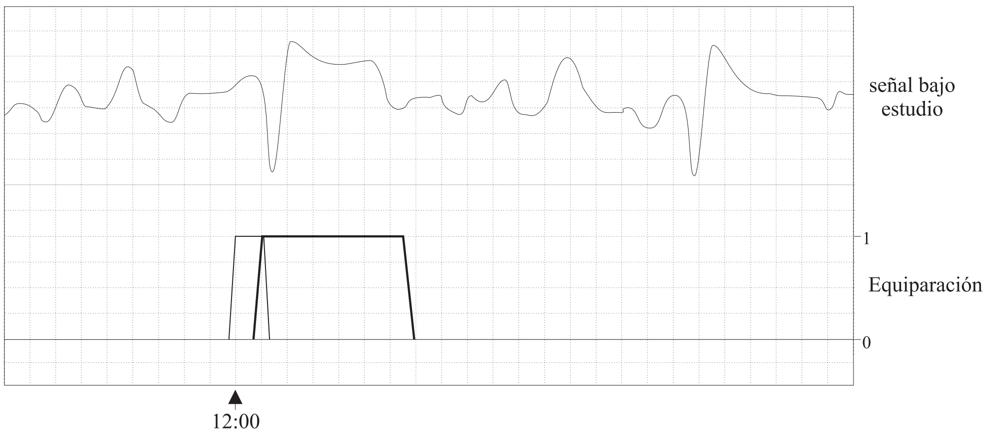

Figura 5: En este ejemplo hemos tomado como perfil a detectar el de la figura 4, redefiniendo la restricción L_{01} como *"más o menos a las 12:00"*, lo que delimita en gran medida la región sobre la que aplicar el algoritmo de equiparación. Se muestra la equiparación del fragmento de evolución con el primer punto significativo del perfil (trazo fino) y la equiparación con el perfil completo (trazo grueso). Desaparece el segundo hallazgo del perfil, ya que no comienza *"más o menos a las 12:00"*.

esta medida, mayores son las opciones de asignación a los puntos significativos, con lo que el árbol de búsqueda crece, y con ello, el coste computacional.

Si la descripción del perfil se realiza mediante una introducción de los puntos significativos referida al origen temporal $\pi^L_{0i} \neq \pi_{\mathcal{U}}$, con expresiones del tipo: *"aproximadamente a las 15:00 la temperatura es normal"*, la localización temporal del perfil será bastante precisa, aun dependiendo de la vaguedad intrínseca a términos como *'aproximadamente'* (ver figura 5); una vez que se introducen puntos significativos mediante expresiones correspondientes a incrementos o extensiones temporales, del tipo de: *"aproximadamente diez minutos después la temperatura es considerablemente más baja"*, su localización se hace más imprecisa, debido a que la propagación de estas restricciones se realiza mediante una operación de adición borrosa, en la que aumenta la vaguedad (ver figura 6).

Debido al alto coste computacional del proceso global de equiparación, usaremos heurísticas para incrementar la eficiencia de dicho proceso, basándonos, por un lado, en las propiedades de la red, y por otro, en las propiedades de la señal con la que realizamos el proceso de equiparación. Dentro del primer grupo destacamos el uso del orden en la asignación a los puntos significativos para incrementar la eficiencia de dicho proceso: como regla general, tomaremos un orden que lleve a cabo en primer lugar la asignación a aquellos puntos significativos modelados mediante restricciones más precisas. En el caso de perfiles que no estén localizados en el tiempo ($\pi^L_{0i} = \pi_{\mathcal{U}}$, $\forall i \in \{1, ..., N\}$) estaremos obligados, en principio, a recorrer toda la señal en el proceso de equiparación. Explotaremos entonces las propiedades de la evolución a analizar: en el caso de que el valor descrito en alguno de los puntos significativos del perfil sobresalga especialmente sobre el resto de los valores de la evolución podremos tomarlo como punto de partida del proceso de búsqueda de soluciones. Utilizaremos su descripción como la restricción de referencia que se aplicará sobre toda la evolución bajo análisis, para restringir el conjunto de posibles asignaciones (ver figura 7).

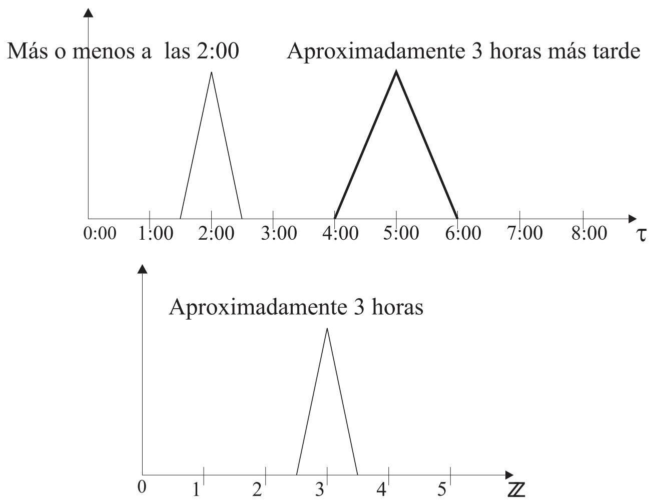

Figura 6: Conforme se añaden referencias correspondientes a incrementos o extensiones temporales, la vaguedad aumenta. El instante final (*"Aproximadamente 3 horas más tarde de más o menos las 2:00"*) se obtiene a partir de una operación de suma borrosa.

El tipo de perfil que plantea más problemas para la equiparación es aquél en cuya descripción ninguna de las restricciones que ligan el perfil con el origen, D_{0i} o L_{0i}, son distintas de las restricciones universales. Nos referimos a aquellos perfiles cuya descripción no limita el dominio temporal o de valores para los que se ha de lle-

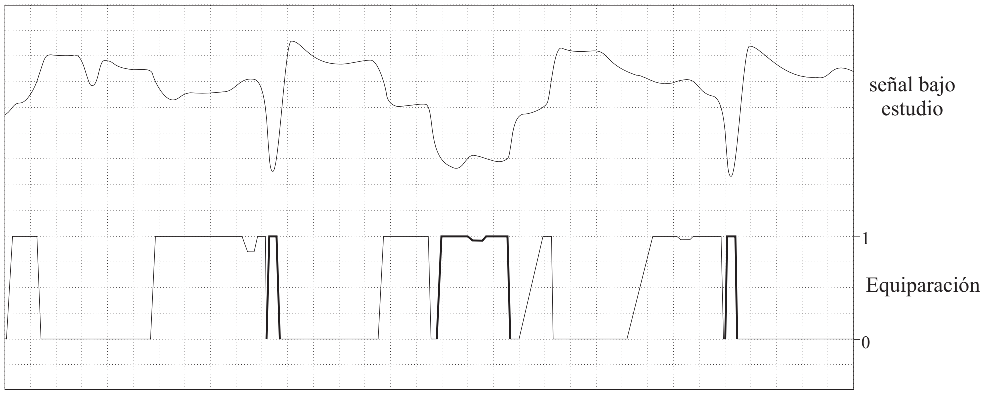

Figura 7: En este ejemplo intentamos detectar el perfil descrito en la figura 4 sobre una evolución diferente. Se muestra la compatibilidad de cada muestra de la evolución con los valores borrosos correspondientes a las restricciones D_{01} (dibujado con una línea fina) y D_{02} (en línea gruesa) correspondientes a los puntos significativos X_1 y X_2. Vemos cómo este último es un mejor punto de partida para el proceso de asignación.

var a cabo la búsqueda sobre la evolución en el tiempo de una variable dada. Estos perfiles, a los que llamaremos *deslocalizados*, se describen como una secuencia de incrementos y duraciones y, por tanto, conllevan el recorrido de toda la evolución real en el proceso de equiparación, por lo que su coste computacional es muy alto.

En el caso de disponer de un perfil definido de un modo deslocalizado, todavía se puede mejorar la eficiencia en la equiparación si el perfil contiene la descripción de dos eventos muy diferenciados entre sí sobre los demás (ver figura 8). Dichos eventos vienen ligados por un tramo cuyas restricciones R_{ij} nos permitirán su localización.

La localización de dicho tramo se realiza mediante la búsqueda de asignaciones localmente válidas para los puntos signifivativos extremos X_i y X_j, esto es, tales que $\pi_{ij}^{PTB}(A_i, A_j) > 0$. Así, buscamos sobre la evolución un perfil de un único tramo R_{ij}, subconjunto del perfil original. Además, este tramo induce una restricción sobre cada uno de los puntos significativos extremos, dada por la función de pertenencia siguiente:

$$\mu_{0,i}^{PTB}(A_0, A_i = (v_{[m]}, t_{[m]})) = \max_{A_j \in P} \{\pi_{ij}^{PTB}(A_i, A_j)\}$$

A partir de la localización de X_i podemos continuar el método de asignación propuesto en el apartado anterior para la obtención de soluciones.

7 Discusión

La localización de eventos significativos correspondientes a una evolución característica es un paso fundamental para el reconocimiento de morfologías. Éste se puede llevar más allá a partir de la formalización del concepto de tramo, que nos permitirá modelar diferentes descripciones contenidas en el lenguaje natural correspondientes a la evolución de un parámetro físico. Algunas de estas ideas se pueden encontrar en [Félix *y col.*, 1998a; Félix, 1999]

Asímismo, se ha desarrollado un lenguaje artificial [Félix *y col.*, 1998b] que permite la descripción de la evolución de un parámetro físico, su proyección en los términos que definen el modelo de PTB, y su integración en un modelo más general de representación y razonamiento sobre los hechos en el tiempo.

A pesar de que el modelo de Perfiles Temporales Borrosos se ha propuesto como un modelo genérico, independiente de un dominio particular de aplicación, hemos llevado su implementación a un sistema de supervisión inteligente de pacientes en Unidades de Cuidados Intensivos coronarios [Fraga *y col.*, 1998]. La experiencia que podamos extraer de este dominio será muy valiosa para la evolución del modelo de PTB.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por la Comisión Interministerial para la Ciencia y la Tecnología (CICYT), a través del proyecto de investigación TIC95-0604, y por la Xunta de Galicia, a través del proyecto XUGA 20608B97.

Referencias

[Barro *y col.*, 1994] S. Barro, R. Marín, J. Mira y A. Patón. A model and a language for the fuzzy representation and handling of time. *Fuzzy Sets and Systems*, 61:153–175, 1994.

[Cheung y Stephanopoulos, 1990] J. T. Y. Cheung y G. Stephanopoulos. Representation of process trends, Part I: A formal representation framework. *Computers Chemical Engineering*, 14(4/5):495–510, 1990.

[Dechter *y col.*, 1991] R. Dechter, I. Meiri y J. Pearl. Temporal constraint networks. *Artificial Intelligence*, 49:61–95, 1991.

[Dubois y Prade, 1989] D. Dubois y H. Fargier. Processing fuzzy temporal knowledge. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 19(4):729–744, 1989.

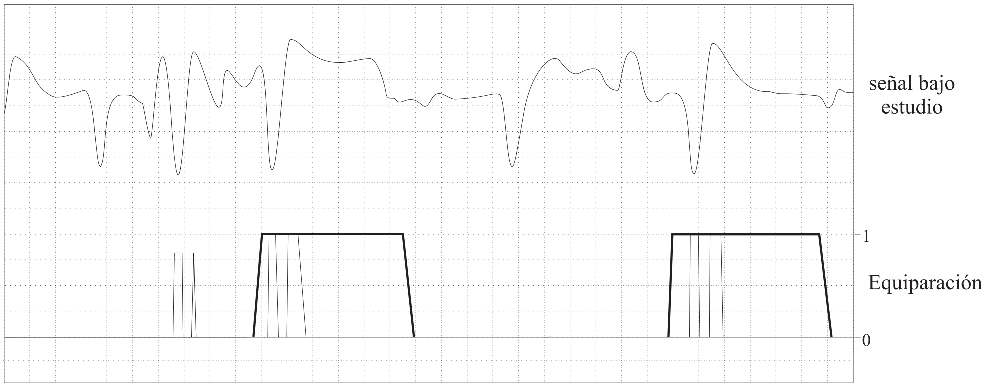

Figura 8: En este ejemplo hemos tomado como perfil a detectar el de la figura 4 redefiniendo las restricciones D_{01}, D_{02} y D_{04} como universales. En una evolución como la que se presenta resulta más eficiente comenzar la equiparación por el par de puntos significativos X_2 y X_3, puesto que destacan más que cualquiera de los demás. Se muestra en trazo fino la detección de dicho par de puntos y en trazo grueso la detección del total del perfil.

[Dubois *y col.*, 1996] D. Dubois, H. Fargier y H. Prade. Possibility theory in constraint satisfaction problems: handling priority, preference and uncertainty. *Applied Intelligence*, 6:287–309, 1996.

[Fargier, 1994] H. Fargier. *Problems de satisfaction de constraintes flexibles, application a l'ordonnancement de production*. Tesis Doctoral, Universite P. Sabatier, Toulouse, France, 1994.

[Félix *y col.*, 1995] P. Félix, S. Barro, R. Marín, M. J. Taboada y A. Engel. Patrones temporales borrosos en la supervisión de pacientes. En *Actas del V Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy*, 1995.

[Félix *y col.*, 1998a] P. Félix, S. Fraga, R. Marín y S. Barro. A fuzzy linear approach to recognising signal profiles. En *Methodology and tools in knowledge-based systems, no. 1415 in Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 677–686, 1998.

[Félix *y col.*, 1998b] P. Félix, S. Fraga, R. Marín y S. Barro. Representación lingüística de perfiles temporales borrosos. En *Actas del VIII Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy*, 1998.

[Félix, 1999] P. Félix. *Perfiles Temporales Borrosos: Un modelo para la representación y reconocimiento de patrones sobre señal.* Tesis Doctoral, Universidade de Santiago de Compostela, 1999.

[Fraga *y col.*, 1998] S. Fraga, P. Félix, M. Lama, E. Sánchez y S. Barro. A proposal for a real time signal perception specialist. En *International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems, EIS'98*, 261–267, 1998.

[Haimowitz *y col.*, 1995] I. J. Haimowitz, P. P. Le y I. S. Kohane. Clinical monitoring using regression-based trend templates. *Artificial Intelligence in Medicine*, 7:473–496, 1995.

[Kaufmann y Gupta, 1985] A. Kaufmann y M. M. Gupta. *Introduction to fuzzy arithmetic*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1985.

[Kuipers, 1986] B. Kuipers Qualitative simulation. *Artificial Intelligence*, 29:289–338, 1986.

[Mackworth, 1977] A. Mackworth Consistency in networks of relations. *Artificial Intelligence*, 8:99–118, 1977.

[Marín *y col.*, 1994] R. Marín, S. Barro, A. Bosch y J. Mira. Modeling the representation of time from a fuzzy perspective. *Cybernetics and Systems: An International Journal*, 25:217–231, 1994.

[Montanari, 1974] U. Montanari Networks of constraints: fundamental properties and applications to picture processing. *Information Science*, 7:95–132, 1974.

[Qian, 1992] D. Qian Representation and use of imprecise temporal knowledge in dynamic systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 50:59–77, 1992.

[Steimann, 1996] F. Steimann The interpretation of time-varying data with DIAMON-1. *Artificial Intelligence in Medicine*, 8:343–357, 1996.

[Yager, 1991] R. R. Yager On the specifity of a possibility distribution. *Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems*, capítulo 3. Uncertainty and Informativeness: 203–216, 1991.

[Zadeh, 1975] L. A. Zadeh The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Science*, 8:199–249, 1975.

[Zadeh, 1978] L. A. Zadeh Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1:3–28, 1978.