

5. Sistemas de apoyo al diagnóstico y a la toma de decisiones:

Aproximación a los sistemas inteligentes

5.1. Introducción

Los sistemas de diagnóstico médico, detección de fallas y similares basados en reglas difusas constituyen una aproximación a los llamados sistemas expertos. A diferencia de los sistemas de control, la interfaz con el usuario es de gran importancia, y las recomendaciones que entregue deben estar fundamentadas para "convencer" al usuario.

También a diferencia de un sistema de control difuso, las reglas manejan una gran diversidad de consecuentes, que no son necesariamente combinables para dar una respuesta única, sino más bien entregan diferentes características o diagnósticos. Los consecuentes pueden tener diferentes grados de certeza; por ejemplo, dos reglas con el mismo consecuente:

Regla 1:	Si:	Viene un frente de mal tiempo,
	Entonces:	Lloverá en las próximas 48 horas (0.9).
Regla 2:	Si:	Las golondrinas vuelan bajo,
	Entonces:	Lloverá en las próximas 48 horas (0.6).

Ocurre también que los consecuentes de una regla pueden ser premisas de otra regla. Las reglas se combinan en Encadenamiento Directo (en inglés: forward chaining) o Encadenamiento Inverso (en inglés: backward chaining). El tipo de encadenamiento que se utilice dependerá de la aplicación. En el encadenamiento inverso se trata de determinar el grado de certeza de un diagnóstico D determinado. Se selecciona una regla que tenga a D como consecuente, $R1: F \wedge S \Rightarrow D$. Si F y S pueden ser probados, el grado de certeza de D se calcula mediante R1. A su vez, F y S pueden ser probados por otras reglas, y así sucesivamente, hasta llegar a las premisas que son datos conocidos del problema. Se podrá obtener la certeza de D sólo si existe un "encadenamiento inverso" desde D a los hechos conocidos del problema. Si ello no ocurre, entonces debe ponerse a prueba un diagnóstico diferente, hasta encontrar uno adecuado, o se hayan descartado todos los diagnósticos disponibles en la base de conocimientos.

Mucha de la información contenida en la base de conocimiento de un sistema experto es imprecisa, incompleta o no completamente fiable, tal como ocurre con el conocimiento humano, incluso el de los expertos. Por esta razón, la respuesta de un sistema experto es usualmente calificada con un "factor de certeza"; que da una indicación al usuario del grado de confianza que el sistema asigna a la conclusión. El factor de certeza se obtiene de datos basados en probabilidades (usado intensivamente en los sistemas expertos de primera

generación como MYCIN, PROSPECTOR, CASNET e INTERNIT/CADUCEUS), y/o existencia de datos parciales. De acuerdo a Zadeh [2], es una deficiencia que los sistemas se basen en probabilidades, sobre todo en los casos que los diagnósticos basan su grado de certeza en ella (por ejemplo, sistema experto de diagnóstico médico).

La lógica difusa aporta una base sistemática para la computación de grados de certeza, al proveer un sistema de inferencia único para manejar datos difusos, datos incompletos e información con componentes aleatorios (de la base de conocimiento).

Existen diversas formas de diseñar un sistema de ayuda al diagnóstico. Un sistema experto típicamente dialoga con el usuario. Algunas preguntas serán de respuesta binaria "sí o no". En otros casos es más adecuado presentar rangos de respuestas posibles, por ejemplo, entre "muy de acuerdo" y "muy en desacuerdo". Este rango se traduce numéricamente en forma interna normalizada en el rango $[-1, 1]$. En otros casos sólo se tendrá un rango $[0, 1]$, si se trata por ejemplo de valorar el grado de conocimiento de un dato. La conclusión de cada regla también estará en esos rangos numéricos, que expresan el grado de confianza en la conclusión obtenida. Así, 0.95 indicaría que la regla confirma su conclusión con un alto grado de certeza, y -0.3 indicaría descartar la hipótesis diagnóstica de la regla, con un bajo grado de certeza (en caso que el rango llegue a -1).

La sensibilidad del sistema se maneja fijando los umbrales de certeza. Por ejemplo, pueden existir parámetros que especifican el nivel de certeza sobre el cual las conclusiones deben ser consideradas válidas y reportadas al usuario (este parámetro puede ser distinto para afirmar y rechazar las hipótesis), o el nivel bajo el cual las conclusiones deben ser desechadas. Este proceso es análogo a la interfaz de des-difusión de los sistemas de control difuso (CLD), con la diferencia que en este caso los consecuentes con valores de certidumbre que caen bajo el umbral de desecho son totalmente ignorados en las conclusiones (en CLD existen ciertos algoritmos que tienen un efecto similar).

Un sistema de diagnóstico puede tener un número muy grande de reglas. En ese caso, activar todas las reglas puede ser demoroso. Por otra parte, en un proceso diagnóstico suele asumirse que normalmente hay UNA causa que hay que identificar, es decir, por ejemplo una locomotora falló porque se rompió la pieza X y no es usual que dos o más piezas independientes hayan fallado al mismo tiempo. Así, la máquina de inferencia gatilla las reglas en forma secuencial hasta encontrar ESA causa. Entonces interrumpe el proceso de revisar las reglas, entrega al usuario la conclusión, y el usuario puede tener la opción de reactivar la máquina de inferencia.

Existen aplicaciones en diversas áreas, que se ejemplifican a continuación.

5.2. Ejemplo: Sistema simplificado de diagnóstico cardíaco basado en el análisis del ECG

El electrocardiograma (ECG) es un examen médico muy difundido que produce un gráfico de la actividad electrofisiológica del corazón. Alteraciones en la forma característica del gráfico son poderosos indicadores de patologías cardíacas. El ECG se toma en diferentes derivaciones, o posiciones de los electrodos.

Se desarrolló un sistema experto de análisis simplificado de ECG llamado FLAPECAN. Sólo considera la derivación II, que es la que muestra la onda de depolarización ventricular (QRS) de mayor amplitud. Del ECG se consideran 5 características:

1. Duración (tiempo) del intervalo P-R;
2. Duración (tiempo) del complejo QRS;
3. Duración (tiempo) del intervalo R-R (provee información del ritmo y frecuencia ventricular);
4. Duración (tiempo) del intervalo P-P (provee información del ritmo y frecuencia auricular);
5. Amplitud (potencial) de la onda P.

Como la regularidad es importante en el análisis del ECG se toman múltiples ciclos sucesivos. La Figura 5.1 muestra el gráfico característico de un ciclo cardíaco en un ECG normal.

Para una evaluación adecuada del ECG se deben incluir conceptos menos concretos, como forma y similitud. FLAPECAN no incluye reconocimiento de patrones ni análisis de pendientes. En cambio, se utilizan las habilidades de reconocimiento de patrones del usuario evaluando afirmaciones tales como:

1. La onda P tiene una forma regular;
2. La onda P está siempre seguida de un complejo QRS; o
3. La onda P es muy angosta.

Hay varias otras características del ECG que se omiten en este sistema simplificado.

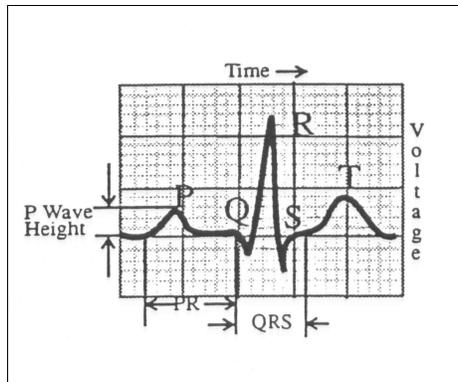


Figura 5.1. Trayectoria de un ciclo cardíaco en un ECG normal en derivación I. Se identifican las ondas y magnitudes que se utilizan en el sistema experto (nota: la figura no está a escala).

Para el análisis de patrones, el sistema pregunta al usuario, por ejemplo:

"Evalúe la afirmación: La onda P tiene forma de dientes de sierra"

, y se le da un rango de respuestas posibles, entre "muy de acuerdo" y "muy en desacuerdo" expresado en forma de un dial continuo. El sistema utiliza encadenamiento inverso, y considera varios umbrales, como los siguientes:

- α : Diagnóstico más relevante. Al obtener un diagnóstico con certeza mayor a α , la máquina de inferencia se detiene, y se entregan los resultados obtenidos (hasta el momento) al usuario.
- γ : Diagnósticos con: certeza menor a 0, y valor absoluto de dicha certeza mayor a γ , son diferenciales relevantes.
- β : Diagnósticos con: <certeza mayor que β y menor que α , se entregan como otros positivos, y diagnósticos con: certeza menores a 0, y el módulo de dicha certeza mayor que β y menor que γ , como otros diferenciales.

Las reglas fueron generadas en primera instancia a partir de textos que enseñan a interpretar ECG. A pesar de que en una primera lectura se presentan reglas taxativas, se estableció que en ocasiones las magnitudes son interpretadas efectivamente en forma difusa por los expertos. Por ejemplo, un complejo QRS de duración mayor que 0.08 ó 0.10 segundos es considerado anormal en diversos textos. Sin embargo, entre los ejemplos de ECG que dan los mismos textos se pueden encontrar tiempos de 0.12 segundos en complejos QRS que no se denuncian como anormales. Las reglas obtenidas finalmente reflejan una calibración iterativa.

Para optimizar el desempeño del sistema, cada regla se organizó de manera de chequear primero los aspectos conocidos, y sólo consultar al usuario en caso que los anteriores no hayan descartado la hipótesis, por ejemplo:

Regla 23:	Si:	frec. Ventricular máxima menor que (3 1) frec. auricular máxima menor que (4 2) tiempo p-r mínimo mayor que (0.26 0.28) ecg muestra línea plana muy larga
	Entonces:	ecg muestra paro ventricular (1.0) ecg muestra fibrilación ventricular (-0.9).

En otros casos se usa una misma información recopilada de diferentes maneras, para obtener distintas conclusiones, por ejemplo:

Regla 2:	Si:	frec. r-r máxima en intervalo (60 100) frec. r-r mínima en intervalo (60 100)
	Entonces:	frec. cardiaca es normal (1.0)
Regla 4:	Si:	dif. frec. r-r max&min en interv. (0 .08 0 .10)
	Entonces:	ritmo cardiaco es regular (1.0).

5.3. Ejemplo: Decisiones de negocios

En muchos casos, la lógica difusa puede simplificar tareas, si las decisiones buscadas tienen componentes imprecisos, por ejemplo la aplicación de lógica difusa en simulaciones y modelos dirigidos a la toma de decisiones en negocios, por ejemplo Decision Products, Inc. (Mountain View, CA), y su producto Reveal, que admite lógica difusa. Ejemplo: Una compañía está buscando competidores para posiblemente adquirirlos, y quiere aquellos con gran volumen de ventas y márgenes aceptables. Un enfoque no difuso es buscar aquellos con ventas superiores a US\$ 1 Millón al año y margen de rentabilidad de 14% o más. La Tabla 5.1 muestra un grupo de empresas hipotéticas y los dos candidatos posibles elegidos de esta forma.

Una definición difusa podría definir aquellos con “altas ventas” como aquellos con membresía cero en US\$ 600.000 al año, y membresía uno sobre US\$ 1.150.000 al año. El margen aceptable se puede definir con pertenencia cero bajo 12%, y uno sobre 18%. La bondad del candidato es el producto de las ventas y el margen (membresías respectivas). El sistema difuso identifica 6 candidatos con diferente ranking.

Tabla 5.1. Comparación entre método de toma de decisiones con umbral y método que aplica lógica difusa.

Firma	Ventas	Porcentaje de Margen	Respuestas	
			Método tradicional	Lógica difusa
A	500	7	0	0
B	600	14	0	0
C	800	17	0	0,52
D	850	12	0	0
E	900	18	0	0,80
F	1000	15	1	0,36
G	1100	14	1	0,19
H	1200	13	0	0,10
I	1300	13	0	0,10
J	1400	6	0	0
K	1500	12	0	0

5.4. Ejemplo: Modelación meteorológica

El análisis difuso puede usarse también para modelar eventos de la naturaleza. Meteorólogos chinos en Shanghai utilizaron un modelo difuso para determinar las mejores áreas para plantar árboles de caucho, incorporando tres factores: temperaturas mínimas anuales, temperaturas anuales promedio y velocidad del viento promedio anual. Utilizaron límites difusos para establecer los rangos deseados de cada variable. Probaron el sistema con datos de años anteriores, incluyendo las condiciones climáticas y obtuvieron buenos resultados.

5.5. Ejemplo: Sistema experto en exploración petrolera.

Introducción a la teoría de Dempster y Shafer

Ejemplo de sistema experto en explotación petrolera, de C. Radu & R. Willkerson, "Using fuzzy set theory", IEEE Potentials, Dec. '95/ Jun. '96, pp 33-35.

Este sistema experto requiere datos (multidisciplinarios) que deben estar disponibles. En este caso se utiliza "razonamiento evidencial", que se puede considerar un caso especial de lógica difusa (basado en la teoría de Dempster y Shafer). Es una forma efectiva de representar "ignorancia" y además, del manejo de conflictos. Según la Teoría de Dempster y Shafer, A' (el complemento de A) no se obtiene sólo a partir de A, sino, a partir de:

$$\text{Confianza}(A) + \text{Confianza}(A') + \text{Ignorancia}(A) = 1$$

Generalmente se denomina:

$$\text{Plausibilidad}(A) = \text{Confianza}(A) + \text{Ignorancia}(A)$$

Supongamos que tenemos la siguiente información:

Datos geológicos:

40% probabilidad de saturación de “gas o petróleo”

Datos químicos:

50% probabilidad de saturación de “agua”

30% probabilidad de saturación de “petróleo”

Hay un 60% y un 20% de incerteza, respectivamente.

La Tabla 5.2 muestra como se combinan los conocimientos de las dos fuentes.

Tabla 5.2. Datos geológicos para el proceso de extracción de petróleo.

GEO-QUÍMICOS			
Geológicos	Agua P = 0,5	Petróleo P = 0,3	No identificado P = 0,2
Gas o petróleo P = 0,4	Conflicto 0,2	Petróleo 0,12	Petróleo o gas 0,8
No identificado P = 0,6	Agua 0,3	Petróleo 0,18	No identificado 0,12

Credibilidad del resultado es el producto de los factores de credibilidad de los componentes.

Combinando una fila y una columna con elementos comunes resulta en información sobre ese elemento.

Cuando un campo no identificado se combina con cualquier otro, la credibilidad resultante se refiere a aquél otro elemento.

Combinando “petróleo o gas” con “agua” el resultado es un conflicto.

El siguiente paso es normalizar los factores de credibilidad eliminando el conflicto, usando el factor:

$$\frac{1}{1 - F_{conf}} = \frac{1}{1 - 0,2} = 1,25$$

El resultado final es:

Gas o petróleo:	0,1
Agua:	0,375
Petróleo:	0,375
No identificado:	0,15

Nótese que la parte de ignorancia es menor que ambos rangos de ignorancia.

Los rangos de ignorancia finales dados por los factores de credibilidad y plausibilidad son:

$$\text{Gas } (0;0,25) = \begin{cases} 0 & , \text{ se obtiene de que la probabilidad de } 0,1 \text{ de gas o petróleo sea petróleo} \\ 0,25 & , P(\text{gas o petróleo}) + P(\text{No identificado}) \end{cases}$$

$$\text{Petróleo } (0,375;0,625) = \begin{cases} 0,375 & , P(\text{petróleo}) \\ 0,625 & , P(\text{Petróleo}) + P(\text{Gas o petróleo}) + P(\text{No identificado}) \end{cases}$$

$$\text{Agua } (0,375;0,525) = \begin{cases} 0,375 & , P(\text{Agua}) \\ 0,525 & , P(\text{Agua}) + P(\text{No identificado}) \end{cases}$$

5.6. Ejemplo: Reconocimiento de patrones, visión y robótica

En vez de establecer umbrales que separan características conocidas del resto, en reconocimiento de patrones el sistema puede asignar grados difusos de caracterización.

Lo mismo ocurre en una segunda etapa, en que el sistema podrá asignar grados de certidumbre a la información entregada por cada fuente de información.

También, se ha explorado la utilización de lógica difusa para la comunicación de hombres y computadores en lenguaje natural.