

**UNIVERSIDAD DON BOSCO
FACULTAD DE INGENIERÍA**



SISTEMA EXPERTO BAYESIANO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDÍACAS.

PRESENTADO POR:
LÓPEZ AMAYA, NELSON FABIÁN.

ASESOR:
ING. JUAN CARLOS CRUZ DADA.

SEPTIEMBRE DE 2005.
EL SALVADOR, CENTRO AMERICA.

ÍNDICE

	Pag.
CAPITULO I	
1.1 Definición del Tema	1
1.2 Objetivos	2
1.2.1Objetivos Generales	2
1.2.2 Objetivos Específicos	2
1.3 Alcances y Limitaciones	3
1.3.1 Alcances	3
1.3.2 Limitaciones	4
1.4 Cronograma del plan de trabajo	7
CAPITULO II	
SISTEMAS EXPERTOS BASADOS EN PROBABILIDADES	
2.1 Teorema de Bayes	9
2.2 Tipo de Errores	11
2.3 Reglas Generalizadas	13
2.4 La base de conocimiento	14
2.4.1 Modelo de síntomas Dependientes	15
2.4.2 Modelo de síntomas Independientes	17
2.4.3 Modelo de síntomas Relevantes Independientes	18
2.4.4 Modelo de síntomas Relevantes Dependientes	19
2.5 Motor de Inferencia	21
2.6 Algunos conceptos sobre Grafos.	23
2.7 Características de los grafos dirigidos.	25
2.7.1 Tipos de grafos dirigidos.	26

CAPITULO III

CONSTRUCCION DE MODELOS PROBABILISTICOS

3.1 Factorización de una función de probabilidad.	29
3.2 Construcción de un modelo probabilístico.	30
3.2.1 Modelos definidos gráficamente.	32
3.2.1.1 Algunas definiciones y problemas.	33
3.2.1.2 De grafos dirigidos a modelos probabilísticos	35

CAPITULO IV

REDES BAYESIANAS

4.1 Redes Bayesianas	37
4.2 Propagación de evidencia en Redes Bayesianas.	39
4.3 Propagación de evidencia.	40
4.4 Propagación en poliárboles.	43

CAPITULO V

ARRITMIAS CARDIACAS, CONCEPTOS, DESCRIPCION E IDENTIFICACION

5.1 Anatomía y Fisiología.	62
5.2 El Electrocardiograma.	66
5.3 Presentación normal de la actividad eléctrica del corazón y su trazado en el electrocardiograma.	72
5.3.1 Onda P.	73
5.3.2 Intervalo PR.	73

	Pag
5.3.3 Complejo QRS.	74
5.3.4 Onda T.	74
5.3.5 Segmento ST.	74
5.3.6 Intervalo QT.	75
5.4 Arritmias.	75
5.4.1 Bradicardia.	76
5.4.2 Taquicardia.	77
5.4.3 Bradicardia.	77
5.4.3.1 Bradicardia Sinusal.	77
5.4.3.2 Paro Sinusal.	78
5.4.3.3 Bloqueo AV de 1er Grado.	78
5.4.3.4 Bloqueo AV de 2do Grado.	78
5.4.4 Taquicardias.	79
5.4.4.1 Taquicardia Sinusal.	79
5.4.4.2 Flúter Auricular.	79
5.4.5 Taquicardia-Bradicardia.	80

CAPITULO VI

ESTRUCTURA DEL SISTEMA EXPERTO

6.1 Definición del proyecto	82
6.2 Adquisición de Conocimientos	83
6.3 Forma de Presentación del Conocimiento.	90
6.3.1 Escala de conceptos	90
6.3.2 Escala de Atributos	91
6.3.3 Proposición y Variables	91
6.3.4 Diagrama de Influencias	92
6.3.5 Definición Formal de la Base de Conocimiento.	96

	Pag
Glosario	105
Fuentes de Información	
a. Referencias Bibliográficas	109
b. Referencias Electrónicas	110

ANEXOS

Anexo A

Entrevista 1

Anexo B

Entrevista 2

Anexo C

Electrocardiogramas

INDICE DE DEFINICIONES

	Pag.
CAPITULO II	
Definición 2.1 Grafos o Red	23
Definición 2.2 Aristas Dirigidas	24
Definición 2.3 aristas no Dirigidas	24
Definición 2.4 Grafos Dirigidos y no Dirigidos	24
Definición 2.5 Padre e hijo	25
Definición 2.6 Ciclo	26
Definición 2.7 Grafos dirigidos Conexos	26
Definición 2.8 Árboles y grafos múltiplemente conexos	26
Definición 2.9 Grafos cíclicos y acíclicos	26
Definición 2.10 Grafos simples y poli árboles	26
CAPITULO III	
Definición 3.1 Factorización mediante funciones potenciales	29
Definición 3.2 Regla de la cadena	29
Definición 3.3 Mapa perfecto	33
Definición 3.4 Mapa de independencia	34
Definición 3.5 Factorización recursiva según un grafo dirigido acíclico	35
CAPITULO IV	
Definición 4.1. Red Bayesiana.	37
Definición 4.2 Evidencia.	4.2

INTRODUCCIÓN.

Hace algún tiempo se creía que problemas como el diagnóstico médico, controles de tráfico, problemas de planificación, reconocimiento de voz y el de patrones, debían ser resueltos por personas, dado que su formulación y resolución requerían ciertas habilidades que solo se encuentran en los seres humanos; sin embargo el trabajo realizado en las últimas tres décadas, muestra que muchos de estos problemas pueden ser formulados y resueltos por máquinas.

El amplio campo de las ciencias de la computación que trata estos problemas se conoce como Inteligencia Artificial (IA), y engloba varias subáreas tales como: la visión artificial, el procesamiento del lenguaje natural, la robótica y los sistemas expertos. En adelante nos enfocaremos en los sistemas expertos, que son programas que poseen una gran cantidad de conocimiento sobre un campo o dominio concreto.

Un sistema experto puede definirse como un sistema informático (hardware y software) que simula a los expertos humanos en un área de especialización dada¹. Como tal un sistema experto debería ser capaz de procesar, memorizar, razonar, comunicar, tomar decisiones y explicar. Se puede pensar también en un sistema experto como un consultor que pueda suministrar ayuda a los expertos humanos con un grado razonable de confiabilidad.

Los sistemas expertos pueden clasificarse en dos tipos principales según la naturaleza del problema a resolver: deterministas y estocásticos. Los problemas de tipo deterministas cuyas formulaciones y conclusiones son basadas en un conjunto de reglas utilizando un mecanismo de razonamiento lógico fueron los primeros en desarrollarse. En situaciones inciertas, resulta necesaria la introducción de medios para tratar la incertidumbre; los sistemas expertos

¹ Definición de Sistema Experto, tomado de: Enrique Castillo, José Manuel Gutiérrez, Ali S. Hadi. "Sistemas Expertos y Modelos de Redes Probabilísticas".

probabilísticos a través de modelos de redes Bayesianas² representan de forma compacta el conocimiento y es un método flexible para el razonamiento y tratamiento de la incertidumbre en un dominio específico.

El presente proyecto está dedicado al aprendizaje de las redes bayesianas y su aplicación en un sistema experto de tipo probabilístico. Dado que las redes bayesianas involucran o relacionan dependencias a través de todas las variables, se adecua para manejar situaciones donde algunas entradas de datos están perdidas o existe incertidumbre en la información o representación de los datos.

Se ha elegido el campo de la medicina, y especialmente el diagnóstico médico, para realizar una aplicación sencilla y objetiva de las redes bayesianas en un sistema experto, para la identificación de arritmias cardíacas³, utilizando la información que se recoge del electrocardiograma⁴ como fuente principal de información y las características de los pacientes como datos complementarios. Todos estos datos serán introducidos en el sistema, el cual realizará una identificación de las anomalías del ritmo cardíaco presentadas en el electrocardiograma y un informe relacionado a éste, con la finalidad de minimizar el error médico con respecto a la identificación de dichas arritmias. En este sentido, la ausencia de literatura y trabajos relacionados, justifican la presente propuesta de trabajo y los objetivos fundamentales del mismo.

² Una red bayesiana es un grafo acíclico dirigido en el que cada nodo representa una variable y cada arco una dependencia probabilística; constituye una metodología para la construcción de sistemas expertos.

³ Las arritmias cardíacas, son trastornos en la formación del impulso eléctrico del corazón, es decir, variaciones anormales del ritmo y frecuencia en que late el corazón.

⁴ El electrocardiograma es el registro gráfico de la conducción, magnitud y duración de la corriente eléctrica del corazón; se pueden identificar trastornos del ritmo, conducción y desequilibrios relacionados a la funcionalidad del corazón.

CAPITULO I

1.1 DEFINICIÓN DEL TEMA.

El obtener soluciones muy parecidas a las que un humano daría en un dominio específico de conocimiento, a través de métodos o algoritmos utilizados en un sistema o programa de computadora, es lo que define los Sistemas Expertos, los cuales pueden ser creados para resolver problemas deterministas, en el que su método de inferencia esta basado en reglas y lógica clásica; como también resolver problemas no deterministas, en donde la incertidumbre de la información y el razonamiento se encuentran presentes.

Uno de los métodos más difundidos y propuestos para el manejo y razonamiento con incertidumbre, son las redes bayesianas, el cual, es una gráfica acíclica dirigida, la cual representa relaciones de dependencia o independencia entre el conjunto de variables, las áreas de aplicación, por mencionar algunas son: el diagnóstico, pronóstico, control de producción, planeación, control, reconocimiento de voz y en casi cualquier área donde tengamos información incompleta e incierta.

Específicamente en el diagnóstico médico, nos interesan las arritmias cardíacas, las cuales son trastornos o variaciones del ritmo y frecuencia cardíaca, lo que puede sobrecargar el corazón y disminuir el gasto cardíaco. En este sentido resulta importante la identificación de estas arritmias, con la finalidad de confirmar y poder así llegar a un diagnóstico más certero.

Es por esto que definimos Sistema Experto Bayesiano para la Identificación de Arritmias Cardíacas, como la aplicación de las redes bayesianas en un sistema experto que identifique arritmias cardíacas, a partir de la información obtenida del electrocardiograma.

1.2 OBJETIVOS.

1.2.1 OBJETIVOS GENERALES.

Diseñar y desarrollar un sistema experto del tipo probabilístico utilizando redes bayesianas, como sistema de identificación de arritmias cardíacas; estudiando los fundamentos, algoritmos, y métodos de propagación de las redes bayesianas, como metodología para la creación de sistemas expertos. Además de estudiar y definir los parámetros necesarios que deberán obtenerse de la gráfica del electrocardiograma, para poder realizar la identificación de las arritmias cardíacas.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

- Proporcionar el formato y la estructura de los parámetros necesarios que deberán ser obtenidos del módulo de captura de datos del electrocardiograma, para la identificación de las arritmias cardíacas. Dicho formato y estructura podrá servir como referencia para el sistema de reconocimiento de patrones que se desee hacer en otro proyecto.
- Diseñar la red bayesiana que posea las relaciones necesarias entre los parámetros que se obtendrán del módulo de captura de datos del electrocardiograma y las anomalías que se podrán identificar, como base de conocimiento que utilizará el sistema experto.
- Crear un módulo de captura de datos del electrocardiograma, datos que conformarán nuestros parámetros, y en el cual se muestre la imagen de la gráfica del electrocardiograma, previamente escaneado, y sobre la que el médico reconozca, identifique e indique al sistema a través de líneas sobre la gráfica los parámetros necesarios para identificar las arritmias cardíacas.
- Desarrollar el sistema experto que posea la red bayesiana y un método de propagación como motor de inferencia, el cual identificará las arritmias cardíacas.
- Desarrollar un módulo en el cual se explique el resultado obtenido por el sistema experto en su razonamiento.

1.3 ALCANCES Y LIMITACIONES.

1.3.1 ALCANCES.

Se obtendrá un informe con la representación de los datos introducidos y obtenidos del módulo de captura de datos del electrocardiograma, con las conclusiones relacionadas en la identificación de arritmias cardíacas, como explicación del razonamiento realizado.

El sistema experto, podrá servir como un apoyo médico o segunda opinión, con el cual el médico pueda reafirmar su identificación de arritmias, que a su vez, podrá servir para tener información complementaria sobre el examen de electrocardiograma realizado al paciente.

El razonamiento y la conclusión hecha por el sistema quedarán almacenado, y disponible para poder ser adaptado por cualquier sistema de administración de expedientes.

Podrá ser utilizado, como un sistema de aprendizaje para la identificación de arritmias, como una guía para los estudiantes, que necesiten validar o reforzar sus conocimientos.

Al establecer los parámetros necesarios que deberán de obtenerse del electrocardiograma y la manera en que estos serán tratados por el sistema experto, se tendrá establecido lo que el sistema de reconocimiento de patrones deberá de hacer y proveer al sistema experto.

1.3.2 LIMITACIONES.

El sistema no realizará aprendizaje automático por no poseer una base de datos que tenga los registros de los parámetros del electrocardiograma y sus diagnósticos o como se identificaron las arritmias, nos basaremos en estimaciones subjetivas de los expertos humanos y del propio conocimiento en el área, es decir, la red se construirá a partir del conocimiento de los especialistas.

El sistema experto, no registrará o capturará todo el expediente de pacientes, ni administrará la identificación de arritmias por expediente, u otros exámenes relacionados a la cardiología, es decir, no será un sistema administrativo, ni almacenará historia clínica del paciente, síntomas signos y/o pruebas complementarias. Por lo que no será un sistema de administración de expedientes.

El sistema no contará con algún tipo de interfaz entre el equipo de electrocardiograma y la computadora para capturar las gráficas y obtener los valores, representación o interpretación de la señal o gráfica del electrocardiograma. La gráfica estará previamente escaneada y el sistema se limitará a cargar dicha imagen, sobre la cual el médico deberá realizar líneas indicándole al sistema la composición de la gráfica (ondas, segmentos e intervalos), de este proceso se capturarán los datos que conformarán los parámetros de entrada para la red bayesiana y poder identificar las arritmias cardíacas, que es el objetivo del proyecto.

No se contará con un sistema de reconocimiento de patrones y/o visión artificial que capturen el registro y luego lo interprete. El reconocimiento de los parámetros será hecho por el propio médico, el cual indicará los parámetros necesarios al sistema a través de líneas trazadas sobre el electrocardiograma, por lo que el ruido y las señales con artefacto deberán ser reconocidas y descartadas por el médico, éstas no serán introducidas al sistema, serán obviadas para utilizar la derivación en la cual se muestre con

mejor calidad la gráfica del electrocardiograma tal y como lo hacen los expertos humanos.

Ya que el electrocardiograma no solo proporciona información acerca de la conducción eléctrica, sino también de isquemias, lesiones e infartos, cada uno con trazos y características diferentes, se enfocará solamente a ciertas arritmias, primordialmente porque en la identificación de arritmias no es importante la derivación en la que lo hagamos, por tratarse de ritmo.

Las diferentes arritmias cardíacas que el sistema identificará, estará limitado a las siguientes:

- a) Bradicardias. (Bradycardia sinusal, Paro o Pausa Sinusal, Bloqueo AV de 1er Grado y 2do. grado)
- b) Taquicardias. (Taquicardia sinusal, Flúter Auricular)
- c) Taqui-bradicardia.

Se ha limitado ha estas, puesto que son las principales causas con las que llegan los pacientes a consultar, y de las que se puede obtener con más facilidad expedientes por parte del hospital; además, su identificación puede mejorar la calidad de vida del paciente, por no ser enfermedades terminales.

La comprobación de estas enfermedades, estarán a la vez limitadas, por los electrocardiogramas que puedan ser concedidas por parte del hospital que ayudará y aportará información para el desarrollo del proyecto¹, dado que éstos serán utilizados para validar el sistema experto.

El módulo de captura de datos del electrocardiograma, no realizará el escaneado de la gráfica de electrocardiograma, si no los electrocardiogramas estarán previamente escaneadas y se limitará a cargarlas en pantalla, para que el médico proceda a realizar el trazados de líneas sobre la gráfica, identificando sus partes importantes (ondas, segmentos, e intervalos).

¹ Los electrocardiogramas serán concedidos por el Hospital Rosales.

Dado que son arritmias puede ser utilizada cualquier derivación; por lo que la derivación a utilizar en el módulo de captura de datos del electrocardiograma será aquella en la cual se muestre más claramente la gráfica de la señal y el sistema no identificará tal derivación.

El estándar a utilizar y para el cual deberá estar preparado el módulo de captura de datos del electrocardiograma será el estándar americano, dado que es este el que se utiliza en nuestro país, el cual es 25mm/s y 10mm/mV de salida.

La red bayesiana que se construya, contendrá el conocimiento necesario para poder identificar arritmias cardíacas en adultos, debido a que la información a la cual se tiene alcance está identificado en una población adulta (Hospital Nacional Rosales).

CAPITULO II

SISTEMAS EXPERTOS BASADOS EN PROBABILIDAD.

En la mayor parte de las aplicaciones, la incertidumbre es lo común y no la excepción. Por ejemplo, una pregunta típica en diagnóstico médico es: dado que el paciente presenta un conjunto de síntomas, ¿cuál de las enfermedades posibles es la que tiene el paciente? Esta situación implica un cierto grado de incertidumbre puesto que:

- Los hechos o datos pueden no ser conocidos con exactitud. Por ejemplo, un paciente puede no estar seguro de haber tenido fiebre la noche pasada. Por ello, hay un cierto grado de incertidumbre en la información asociada a cada paciente.

- El conocimiento no es determinista. Por ejemplo, las relaciones entre las enfermedades y los síntomas no son deterministas, puesto que un mismo conjunto de síntomas puede estar asociado a diferentes enfermedades. De hecho, no es extraño encontrar dos pacientes con los mismos síntomas pero diferentes enfermedades.

“La única descripción satisfactoria de la incertidumbre es la probabilidad. Esto quiere decir que toda afirmación incierta debe estar en forma de una probabilidad, que varias incertidumbres deben ser combinadas usando las reglas de la probabilidad, y que el cálculo de probabilidades es adecuado para manejar situaciones que implican incertidumbre”².

² Lindley, D. V. (1987), “El alcance de la probabilidad para el tratamiento de la incertidumbre en Inteligencia Artificial”, de la revista Statistical Science.

2.1 TEOREMA DE BAYES.

Publicación póstuma de Thomas Bayes en 1763, que en esencia nos permite, si conocemos la probabilidad de que ocurra un suceso, modificar su valor cuando disponemos de nueva información.

Este teorema viene a constituir una combinación de las leyes sumativa y multiplicativa de probabilidades.³

Vamos a llamar $P(A)$ a la probabilidad de que ocurra el suceso A. $P(A,B)$ a la probabilidad de que ocurran los sucesos A y B. y $P(A|B)$ a la probabilidad de que ocurra A cuando sabemos que ha ocurrido B (probabilidad condicional).

Entonces, la probabilidad de que ocurra A y B es igual a la probabilidad de B multiplicada por la probabilidad de A, condicionada a que haya ocurrido B.

$$p(A,B) = p(B).p(A|B) = p(A).p(B|A)^4 \quad \text{Ec. 2.1}$$

Por simetría se cumple la tercera igualdad de la ecuación anterior (2.1).

Si tenemos un conjunto de posibles sucesos $A_i(A_1, \dots, A_n)$, mutuamente excluyentes (no pueden ocurrir dos de ellos a la vez) y que constituyen todas las posibles situaciones ($P(A_1)+P(A_2)+\dots+P(A_n)=1$); y el suceso B que puede producirse en cualquiera de las situaciones anteriores, la ecuación anterior se puede reescribir para A_1 .

³ Para una revisión más profunda de las leyes sumativa y multiplicativa, así como de los conceptos de probabilidad condicional e incondicional se recomienda la lectura del libro de Gildaberto Bonilla, "Estadística, elementos de estadística descriptiva y probabilidad", UCA editores 1990.

⁴ Gildaberto Bonilla, "Estadística, elementos de estadística descriptiva y probabilidad", UCA editores 1990.

$$\begin{aligned}
p(A_1, B) &= p(A_1 | B) \cdot p(B) = p(B | A_1) \cdot p(A_1) \\
p(A_1 | B) &= \frac{p(B | A_1) \cdot p(A_1)}{p(B)} \\
p(B) &= p(B, A_1) + p(B, A_2) + \dots + p(B, A_n) \\
p(B) &= \sum p(B, A_i) = \sum p(B | A_i) p(A_i) \\
\Rightarrow p(A_1 | B) &= \frac{p(B | A_1) \cdot p(A_1)}{\sum p(B | A_i) \cdot p(A_i)} \quad \text{Ec. 2.2}
\end{aligned}$$

La ecuación (2.2) se conoce como Teorema de Bayes⁵. Para ilustrar el uso del teorema de Bayes, supóngase que un paciente puede estar sano (no tiene enfermedad alguna) o tiene una de $m - 1$ enfermedades posibles $\{E_1, \dots, E_{m-1}\}$. Por simplicidad de notación, sea E una variable aleatoria que puede tomar uno de m posibles valores, $\{e_1, \dots, e_m\}$,

Donde $E = e_i$ significa que el paciente tiene la enfermedad E_i , y $E = e_m$ significa que el paciente no tiene ninguna enfermedad. Supóngase también que se tienen n síntomas $\{S_1, \dots, S_n\}$. Ahora, dado que el paciente tiene un conjunto de síntomas $\{s_1, \dots, s_k\}$, se desea calcular la probabilidad de que el paciente tenga la enfermedad E_i , es decir, $E = e_i$. Entonces, aplicando el teorema de Bayes, se obtiene

$$p(e_i | s_1, \dots, s_k) = \frac{p(e_i) p(s_1, \dots, s_k | e_i)}{\sum_{ei} p(e_i) p(s_1, \dots, s_k | e_i)} \quad \text{Ec. 2.3}$$

Conviene hacer los siguientes comentarios sobre la fórmula⁶ (Ec. 2.3):

- La probabilidad $p(e_i)$ se llama probabilidad *marginal, prior, "a priori"* o *inicial* de la enfermedad $E = e_i$ puesto que puede ser obtenida *antes* de conocer los síntomas.
- La probabilidad $p(e_i | s_1, \dots, s_k)$ es la probabilidad *posterior, "a posteriori"* o *condicional* de la enfermedad $E = e_i$, puesto que se calcula *después* de conocer los síntomas $S_1 = s_1, \dots, S_k = s_k$.

⁵ <http://www.seh-lelha.org/bayes1.htm>; Asociación de la sociedad española de hipertensión. Luís M. Molinero, "El Método bayesiano en la investigación médica". España, última revisión 23/09/2004.

⁶ Francisco Javier Díez. "Introducción al Razonamiento Aproximado". Primera Edición. Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca, España 1998.

- La probabilidad $p(s_1, \dots, s_k | e_i)$ se conoce por el nombre de *verosimilitud* de que un paciente con la enfermedad $E = e_i$ tenga los síntomas $S_1 = s_1, \dots, S_k = s_k$.

Por ello, se puede utilizar el teorema de Bayes para actualizar la probabilidad “a posteriori” usando ambas, la probabilidad “a priori” y la verosimilitud, tal como se muestra en el ejemplo que sigue:

Una prueba diagnóstica para la diabetes tiene un CFP de 4% y un CFN del 5%. Si la prevalencia de la diabetes en la población donde se usa es del 7% ¿cuál es la probabilidad de que sea diabético un individuo en el que la prueba dé positiva? y ¿de que no lo sea uno en el que dé negativo?

$$p(+|NE) = 0,04 \Rightarrow p(-|NE) = 0,96$$

$$p(-|E) = 0,05 \Rightarrow p(+|E) = 0,95$$

$$p(E) = 0,07 \Rightarrow p(NE) = 0,93$$

$$p(E / +) = \frac{0.95 \times 0.07}{0.95 \times 0.07 + 0.04 + 0.93} = 0.644$$

y

$$p(NE / -) = \frac{0.96 \times 0.93}{0.05 \times 0.07 + 0.96 + 0.93} = 0.996$$

Pruebas en serie: Cuando se aplican pruebas en serie, para cada prueba $p(E)$ y $p(NE)$, serán la $p(E|+)$ y $p(NE|+)$ de la prueba anterior (si dio positiva) o $p(E|-)$ y $p(NE|-)$ si dio negativa.⁷

2.2 TIPOS DE ERRORES.

Los síntomas son observables, pero las enfermedades no lo son. Pero, puesto que las enfermedades y los síntomas están relacionados, los médicos utilizan

⁷ Ejemplo tomado de “introducción al razonamiento aproximado”, Javier Francisco Díez. Primera edición, Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca, España 1998

los síntomas para hacer el diagnóstico de las enfermedades. Una dificultad que surge con este tratamiento del problema es que las relaciones entre síntomas y enfermedades no son perfectas. Por ejemplo, los mismos síntomas pueden ser causados por diferentes enfermedades. Estudiando estas relaciones entre síntomas y enfermedades, los médicos pueden aumentar su conocimiento y experiencia, y, por tanto, pueden llegar a ser capaces de diagnosticar enfermedades con un mayor grado de certeza.

Sin embargo, debería ser reconocido que cuando se toman decisiones en ambiente de incertidumbre, estas decisiones pueden ser incorrectas. En situaciones de incertidumbre pueden cometerse dos tipos de errores:

Decisión Médica	Estado de la naturaleza	
	Sí	No
Sí	Decisión Correcta	Decisión incorrecta (Tipo I)
No	Decisión incorrecta (Tipo II)	Decisión Correcta

Tabla 2.1 El doctor está sometido a la probabilidad de cometer uno de los dos errores dependiendo el verdadero estado de la naturaleza.

Una decisión positiva falsa, también conocida como error de tipo I, y Una decisión negativa falsa, también conocida como error de tipo II. En un caso de diagnóstico médico, por ejemplo, los posibles errores son:

- *Error de Tipo I:* Un paciente no tiene la enfermedad pero el doctor concluye que la tiene.
- *Error de Tipo II:* Un paciente tiene la enfermedad pero el doctor concluye que no la tiene.

Idealmente, al doctor le gustaría mantener las probabilidades de cometer esos errores reducidos a un mínimo, pero los riesgos relativos asociados a los dos tipos de errores deben tomarse en consideración cuando se hace un diagnóstico. Como ilustración, supóngase que un nuevo paciente con una enfermedad desconocida viene al centro médico. Tras el examen por un doctor, se determina que el paciente tiene k síntomas, s_1, s_2, \dots, s_k .

La pregunta que ambos, doctor y paciente, quieren responder consiste en saber, dados esos síntomas, ¿cuál de las enfermedades es más probable que

tenga el paciente? La respuesta a esta pregunta puede obtenerse sin más que calcular las probabilidades “a posteriori” de $E = e$ para cada una de las enfermedades $e = e_i$ dados los síntomas s_1, s_2, \dots, s_k , es decir, $p(e_i | s_1, s_2, \dots, s_k)$. Estas probabilidades pueden calcularse usando (2.2); Por ello, dado que el paciente tiene los síntomas s_1, s_2, \dots, s_k , el doctor puede concluir que la enfermedad más probable del paciente es la que maximice la probabilidad, es decir, $\max_i\{p(e_i | s_1, s_2, \dots, s_k)\}$. Si el valor de $\max_i\{p(e_i | s_1, s_2, \dots, s_k)\}$ está cercano a la unidad, el doctor puede decidir que el paciente tiene la enfermedad correspondiente. En otro caso, es necesario un examen adicional o la identificación de nuevos síntomas.

La ecuación (2.2) puede utilizarse para calcular la nueva probabilidad condicional para cada enfermedad dados todos los síntomas acumulados (información). Este proceso debe repetirse, añadiendo más evidencia, hasta que la probabilidad $\max_i\{p(e_i | s_1, s_2, \dots, s_k)\}$ sea cercana a la unidad. Cuando esto ocurra, el médico podrá tomar una decisión y terminar el proceso de diagnóstico. El criterio de decidir lo que se entiende por *cercana a la unidad* le corresponde al doctor, dependiendo de los riesgos asociados a decisiones erróneas.

2.3 REGLAS GENERALIZADAS.

La medida de probabilidad descrita puede utilizarse para medir la incertidumbre y para extender los sistemas basados en reglas a situaciones de incertidumbre. Una forma de introducir la incertidumbre en los sistemas basados en reglas consiste en utilizar *reglas generalizadas*.

Por ejemplo, dada la regla determinista

- Regla 1: Si A es cierta, entonces B es cierta, se puede introducir incertidumbre asociando una probabilidad a esta afirmación.
- Regla 2: Si A es cierta, entonces la probabilidad de que B sea cierta es $p(b) = \theta$, donde $0 \leq \theta \leq 1$ es una medida de la incertidumbre de B .

Claramente, la Regla 1 es un caso especial de la Regla 2 puesto que se obtiene de la Regla 2 haciendo $\theta = 1$ (certeza). Pero cuando $0 < \theta < 1$ (incertidumbre), la Regla 1 ya no es apropiada. Por tanto, se puede pensar en la Regla 2 como una regla generalizada. Por ello, el valor de θ determina el nivel de implicación como sigue (véase la Figura 2.1):

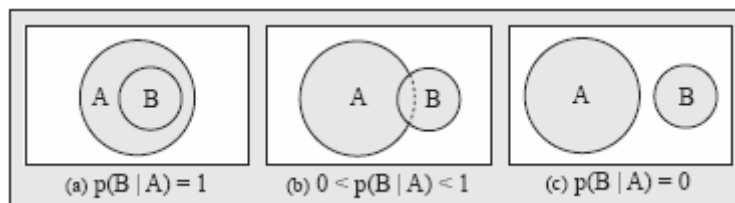


FIGURA 2.1. Ejemplos de implicaciones inciertas: A implica B con probabilidad 1(a), A implica a B con probabilidad θ , donde $0 < \theta < 1$ (b), y A implica a B con probabilidad 0 (c).

- *Implicación fuerte* ($\theta = 1$): En la lógica clásica, la que se ha utilizado hasta aquí en los sistemas expertos basados en reglas (Modus Ponens y Modus Tollens), si la premisa de una regla es cierta, su conclusión debe ser también cierta. Por ello, dada la regla Si A es cierta, entonces B es cierta, se puede decir que A implica B con probabilidad 1. Esto se ilustra en la Figura 2.1(a).
- *Implicación débil* ($0 < \theta < 1$): La regla anterior puede ser vista en un sentido generalizado cuando A implica B sólo en algunas ocasiones. En este caso, se dice que A implica B con probabilidad $p(B = \text{cierto} | A = \text{cierto})$, como se muestra en la Figura 2.1(b).

No implicación ($\theta = 0$): El caso en que A no implica B puede considerarse como que A implica B con probabilidad 0. Esto se ilustra en la Figura 2.1(c).

2.4 LA BASE DE CONOCIMIENTO.

La base de conocimiento de un sistema experto probabilístico consiste en un conjunto de variables, $\{X_1, \dots, X_n\}$, y una función de probabilidad conjunta definida sobre ellas, $p(x_1, \dots, x_n)$. Por ello, para construir la base de conocimiento de un sistema experto probabilístico, se necesita definir la función

de probabilidad conjunta de las variables. El modelo más general posible se basa en especificar directamente la función de probabilidad conjunta; es decir, asignar un valor numérico (parámetro) a cada una de las posibles combinaciones de valores de las variables. Desgraciadamente, la especificación directa de la función de probabilidad conjunta implica un gran número de parámetros. Por ejemplo, con n variables binarias, la función de probabilidad conjunta más general tiene 2^n parámetros (las probabilidades $p(x_1, \dots, x_n)$ para toda posible realización $\{x_1, \dots, x_n\}$ de las variables), Esta fue una de las primeras críticas al uso de la probabilidad en los sistemas expertos. Sin embargo, en la mayor parte de las situaciones prácticas, muchos subconjuntos de variables pueden ser independientes o condicionalmente independientes. En tales casos, se pueden obtener simplificaciones del modelo más general teniendo en cuenta la estructura de independencia de las variables, tales simplificaciones son:

1. El Modelo de Síntomas Dependientes (MSD).
2. El Modelo de Síntomas Independientes (MSI).
3. El Modelo de Síntomas Relevantes Independientes (MSRI).
4. El Modelo de Síntomas Relevantes Dependientes (MSRD).

2.4.1 Modelo de síntomas dependientes (MSD).

En este modelo, se supone que los síntomas son dependientes pero que las enfermedades son independientes entre sí, dados los síntomas. El MSD se ilustra en la Figura 2.2, donde todo síntoma se conecta con los demás síntomas y con todo valor posible de E (indicando dependencia).

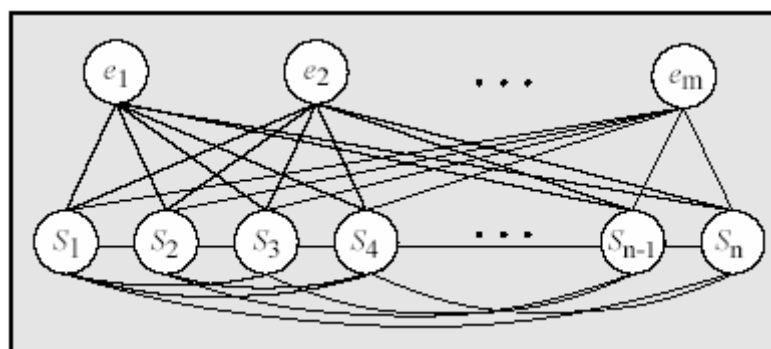


FIGURA 2.2 Una ilustración gráfica del sistema de modelo de síntomas dependientes.

Entonces la función de probabilidad conjunta para el MSD puede escribirse como

$$p(e_1, S_1, \dots, S_n) = p(S_1, \dots, S_n) p(e_i / S_1, \dots, S_n).$$

Que puede expresarse como:

$$\begin{aligned} p(e_i / S_1, \dots, S_n) &= \frac{p(e_i, S_1, \dots, S_n)}{p(S_1, \dots, S_n)} \\ &= \frac{p(e_i, S_1, \dots, S_n / e_i)}{p(S_1, \dots, S_n)} \\ &\propto p(e_i) p(S_1, \dots, S_n / e_i). \end{aligned}$$

La proporcionalidad se sigue de que $p(s_1, \dots, s_n)$ es una constante de normalización. La ecuación muestra que los parámetros necesarios para la base de datos del MSD son:

- Las probabilidades marginales $p(e_i)$, para todos los valores posibles de E .
- Las verosimilitudes $p(s_1, \dots, s_n | e_i)$, para todas las combinaciones posibles de síntomas y enfermedades.

Por ejemplo, para m enfermedades y n síntomas binarios, la función de probabilidad marginal de E , $p(e_i)$, depende de $m - 1$ parámetros (puesto que los m parámetros deben sumar uno). Por ello, se necesita especificar $m - 1$ parámetros para la función de probabilidad marginal de E . Con respecto a las verosimilitudes $p(s_1, \dots, s_n | e_i)$, se necesita especificar $(2^n - 1)$ parámetros⁸ para cada valor posible de E , un total de $m(2^n - 1)$ parámetros. Por ello, el MSD requiere un total de $m - 1 + m(2^n - 1) = m2^n - 1$ parámetros.

El principal problema del MSD es que requiere un número muy alto de parámetros. Especificar las frecuencias para todas esas combinaciones es muy difícil y se hace imposible al crecer los números de las enfermedades y los síntomas. Por ejemplo, con 100 enfermedades y 200 síntomas (que no es una

⁸ Para n síntomas binarios hay $2n$ parámetros (un parámetro para cada combinación posible de síntomas). Sin embargo, estos parámetros deben sumar uno; en consecuencia, se tienen sólo $2^n - 1$ parámetros libres para cada valor posible de E . tomado de "Sistemas Expertos Probabilísticos", J.A. Gámez y J.M. Puerta. Colección ciencia y técnica, vol.20 Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca 1998

situación irreal), el número de frecuencias (parámetros) necesarios es mayor que 1062, tan grande que no hay ningún ordenador capaz de almacenarla. La discusión anterior supone síntomas binarios (síntomas con sólo dos posibles opciones, tales como fiebre, no fiebre; dolor, no dolor; etc.). Las dificultades se incrementan notablemente en el MSD en casos en los que se tengan síntomas con múltiples (más de dos) opciones o niveles, tales como fiebre alta, fiebre media, fiebre baja y no fiebre.

2.4.2 El Modelo de Síntomas Independientes (MSI).

Una simplificación posible consiste en suponer que, para una enfermedad dada, los síntomas son condicionalmente independientes entre sí. El modelo resultante se denomina *modelo de síntomas independientes* (MSI). El MSI se ilustra en la Figura 2.3, donde los síntomas no están ligados, para indicar la independencia.

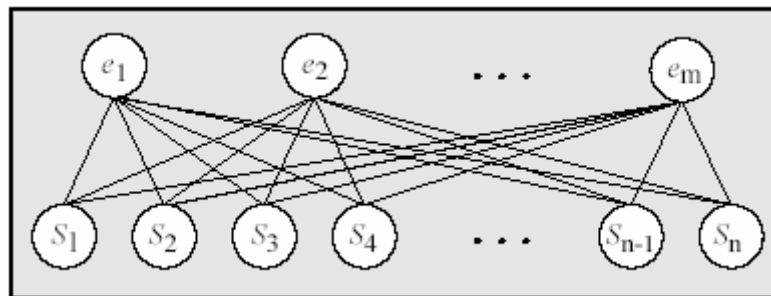


FIGURA 2.3 Ilustración gráfica del modelo de síntomas independientes.

Puesto que los síntomas se suponen condicionalmente independientes dada la enfermedad, se tiene:

$$p(S_1, \dots, S_n / e_i) = \prod_{j=1}^n p(S_j / e_i)$$

Por ello, se puede escribir la función de probabilidad conjunta de la enfermedad E dados los síntomas s_1, \dots, s_n como⁹:

⁹ tomado de "Sistemas Expertos Probabilísticos", J.A. Gámez y J.M. Puerta. Colección ciencia y técnica, vol.20 Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca 1998

$$\begin{aligned}
p(e_i / S_1, \dots, S_n) &= \frac{p(e_i) p(S_1, \dots, S_n / e_i)}{p(e_i / S_1, \dots, S_n)} \\
&= \frac{p(e_i) \prod_{j=1}^n p(S_j / e_i)}{p(S_1, \dots, S_n)} \\
&\propto p(e_i) \prod_{j=1}^n p(S_j / e_i)
\end{aligned}$$

A partir de la ecuación anterior, puede verse que los parámetros necesarios para la base de conocimiento del MSI son:

- Las probabilidades marginales $p(e_i)$, para todos los valores posibles de la enfermedad E .
- Las probabilidades condicionales $p(s_j | e_i)$, para todos los valores posibles del síntoma S_j y la enfermedad E .

Por ello, con las hipótesis de independencia de los síntomas, el número de parámetros se reduce considerablemente. Con m enfermedades posibles y n síntomas binarios, el número total de parámetros es $m(n + 1)$. Por ejemplo, con $m = 100$ enfermedades y $n = 200$ síntomas, se tienen 20,099 parámetros en el MSI en vez de más de 1062 parámetros para el MSD.¹⁰

2.4.3. El Modelo de Síntomas Relevantes Independientes (MSRI).

Se puede conseguir una reducción aún mayor del número de parámetros suponiendo que cada enfermedad tiene un número reducido de síntomas relevantes. En consecuencia, para cada valor e_i de la enfermedad E se seleccionan algunos síntomas relevantes S_1, \dots, S_r (relativamente pocos frente al total de síntomas) y los restantes síntomas se suponen independientes para ese valor de E . El MSRI se ilustra en la Figura 2.4. Se puede observar que para e_1 , el conjunto de síntomas relevantes es $\{S_1, S_2\}$; para e_2 , el conjunto de síntomas relevantes es $\{S_2, S_3, S_4\}$; y así sucesivamente.

¹⁰ tomado de "Sistemas Expertos Probabilísticos", J.A. Gámez y J.M. Puerta. Colección ciencia y técnica, vol.20 Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca 1998

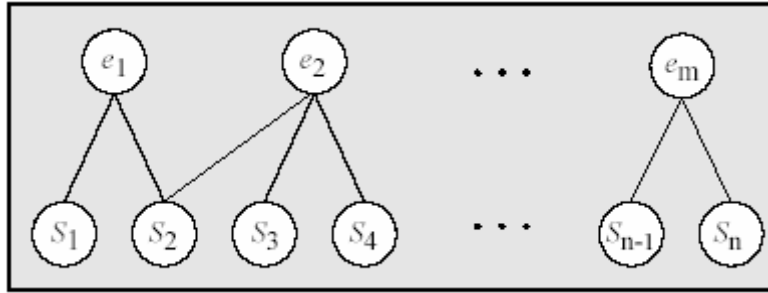


FIGURA 2.4 Una ilustración gráfica del modelo de síntomas relevantes independientes.

Por simplicidad de notación, supóngase que S_1, \dots, S_{r_i} son relevantes para la enfermedad e_i y que los restantes síntomas S_{r_i+1}, \dots, S_n son irrelevantes. Según el MSRI, $p(s_j | e_i)$ se supone idéntica para todos los síntomas que son irrelevantes para la enfermedad e_i . Entonces la función de probabilidad conjunta de la enfermedad e_i dados los síntomas s_1, \dots, s_n puede escribirse como sigue:

$$\begin{aligned}
 p(e_i / s_1, \dots, s_n) &= \frac{p(e_i) p(s_1, \dots, s_n / e_i)}{p(s_1, \dots, s_n)} \\
 &= \frac{p(e_i) \prod_{j=1}^{r_i} p(s_j / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n p(s_j / e_i)}{p(s_1, \dots, s_n)} \\
 &= \frac{p(e_i) \prod_{j=1}^{r_i} p(s_j / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n P_j}{p(s_1, \dots, s_n)} \\
 &\propto p(e_i) \prod_{j=1}^{r_i} p(s_j / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n P_j
 \end{aligned}$$

donde $p_j = p(s_j / e_i)$, que es la misma para todas las enfermedades para la que S_j es irrelevante.

La ecuación implica que en la base de conocimiento se necesita almacenar las probabilidades de todos los síntomas relevantes para cada enfermedad, y la misma probabilidad para todos los síntomas irrelevantes para cada valor de E .

El número de parámetros se reduce significativamente cuando r_i es mucho menor que n . Por ejemplo, con 100 enfermedades y 200 síntomas, si $r_i = 10$ para todas las enfermedades,⁴ el número de parámetros en el MSRI se reduce de 20,099 para el MSI a 1,299 para el MSRI.¹¹

¹¹ Opus, sit pag.18

2.4.4. El Modelo de Síntomas Relevantes Dependientes (MSRD).

Aunque el MSRI reduce el número de parámetros considerablemente, desgraciadamente, es poco realista, ya que los síntomas asociados a ciertas enfermedades suelen producirse en grupos o síndromes. Por ello, puede ser poco razonable suponer que los síntomas relevantes son independientes. El *modelo de síntomas relevantes dependientes* (MSRD) evita este inconveniente. El MSRD es el mismo que el MSRI pero sin obligar a los síntomas relevantes a ser independientes, dada la correspondiente enfermedad. De esta forma, se supone que sólo los síntomas irrelevantes son independientes pero los síntomas relevantes pueden ser dependientes.

El MSRD se ilustra en la Figura 2.5, donde los síntomas relevantes para cada enfermedad están conectados, indicando la dependencia.

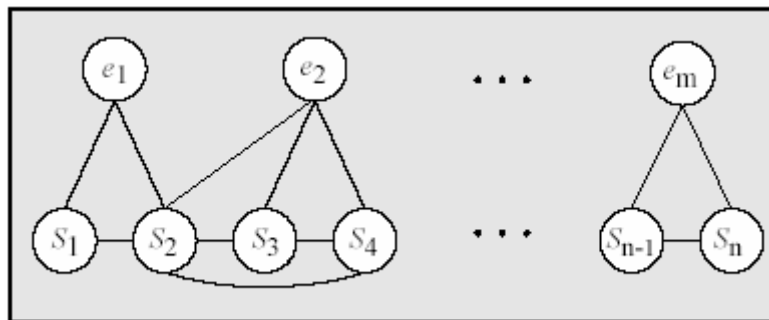


FIGURA 2.5 Ilustración gráfica del modelo de síntomas relevantes dependientes.

Supóngase que s_1, \dots, s_{r_i} son relevantes para la enfermedad e_i y que los restantes síntomas s_{r_i+1}, \dots, s_n son irrelevantes. Entonces según el MSRD, la función de probabilidad conjunta de e_i dados los síntomas s_1, \dots, s_n puede escribirse como¹²:

$$\begin{aligned}
 p(e_i / s_1, \dots, s_n) &= \frac{p(e_i) p(s_1, \dots, s_{r_i} / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n p(s_j / e_i)}{p(s_1, \dots, s_n)} \\
 &= \frac{p(e_i) p(s_1, \dots, s_{r_i} / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n P_j}{p(s_1, \dots, s_n)} \\
 &\propto p(e_i) p(s_1, \dots, s_{r_i} / e_i) \prod_{j=r_i+1}^n P_j
 \end{aligned}$$

¹² Opus, sit pag.18

Donde $p_j = p(s_j / e_i)$, que es la misma para todas las enfermedades para las que S_j es irrelevante.

Para este modelo, es necesario almacenar las siguientes probabilidades en la base de datos:

- Las probabilidades marginales $p(e_i)$, para todos los posibles valores de la enfermedad E .
- Las probabilidades condicionales $p(s_1, \dots, s_{ri} / e_i)$, para todos los posibles valores de la enfermedad E y sus síntomas relevantes S_1, \dots, S_{ri} .
- Las probabilidades p_j , para cada valor posible de E que tenga al menos un síntoma irrelevante.

En el MSRD el número de parámetros es muy reducido comparado con el MSD, y eso a pesar de que es un modelo realista, puesto que considera las dependencias entre los síntomas más importantes (relevantes) para cada enfermedad. Sin embargo, debido a la hipótesis de dependencia, el número de parámetros del MSRD es mayor que el número de parámetros en los MSI y MSRI.¹³

2.5 EL MOTOR DE INFERENCIA.

Hay dos tipos de conocimiento en los sistemas expertos probabilísticos:

1. El *conocimiento*, que está formado por el conjunto de variables y el conjunto de probabilidades asociadas necesarias para construir su función de probabilidad conjunta. Este tipo de conocimiento se almacena en la base de conocimiento.

2. Los datos, que consisten en un conjunto de valores de algunas variables (por ejemplo, síntomas) conocidas por el usuario. A esta información se la conoce con el nombre de *evidencia* y se almacena en la memoria de trabajo.

¹³ Opus, sit pag.18

El motor de inferencia utiliza ambos, el conocimiento y los datos para responder a ciertas preguntas hechas por el usuario. Ejemplos de tales preguntas son:

- Antes de que sea examinado por un doctor, ¿cuál es la enfermedad más probable para el paciente? Aquí, no hay evidencia disponible. El paciente todavía no ha sido examinado y el conjunto de síntomas que presenta el paciente es vacío (queda por determinar). El problema consiste en calcular la probabilidad marginal (inicial) de E ,

$$p(E = ei), i = 1, \dots, m.$$

- Dado que el paciente presenta un subconjunto de síntomas $S_1 = s_1, \dots, S_k = s_k$, ¿qué enfermedad tiene el paciente con mayor probabilidad? El conjunto evidencial en este caso consiste en el conjunto de valores s_1, \dots, s_k . El problema consiste en calcular la función de probabilidad conjunta para cada enfermedad e_i dada la evidencia s_1, \dots, s_k :

$$p(E = e_i | s_1, \dots, s_k), i = 1, \dots, m.$$

La probabilidad marginal de E , $p(E = ei)$, se conoce también como *probabilidad “a priori”* puesto que se calcula antes de conocer la evidencia. La probabilidad condicional de ei dada una realización del conjunto de síntomas $p(ei | s_1, \dots, s_k)$ se conoce como la *probabilidad “a posteriori”* puesto que se calcula tras conocer la evidencia. Observemos que la probabilidad marginal (“a priori”) puede interpretarse como un caso especial de probabilidad “a posteriori”, en la que el conjunto de síntomas observado es el conjunto vacío, \varnothing .

Una de las tareas del motor de inferencia en los sistemas expertos probabilísticos consiste en calcular las probabilidades condicionales de diferentes enfermedades cuando se conocen nuevos síntomas o datos. El motor de inferencia es responsable de actualizar las probabilidades condicionales:

$$p(e_i / s_1 \dots s_k) = \frac{p(e_i, s_1, \dots, s_k)}{p(s_1 \dots s_k)}; i = 1, \dots, m,$$

para todos los posibles valores de los síntomas, y de decidir cuales tienen probabilidades condicionales altas. Normalmente se selecciona un número reducido y se muestran al usuario para observarlas y obtener las conclusiones pertinentes.

El teorema de Bayes se utiliza para calcular con facilidad las probabilidades “a posteriori” cuando se tienen unas pocas enfermedades y síntomas. Pero cuando el número de variables (enfermedades y/o síntomas) es alto, que es lo que sucede normalmente en la práctica, se necesitan métodos y modelos más eficientes para calcular ambas, las probabilidades “a priori” y las probabilidades “a posteriori”. Estos métodos, que se conocen como métodos de *propagación de evidencia o incertidumbre*,

2.6 ALGUNOS CONCEPTOS SOBRE GRAFOS

Supóngase un conjunto de objetos $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ que pueden relacionarse entre sí. El conjunto X puede ser representado gráficamente por una colección de *nodos* o *vértices*, asociando un nodo a cada elemento de X . Estos nodos pueden conectarse por *aristas*, indicando las relaciones existentes entre los mismos. Una arista entre los nodos X_i y X_j se denotará mediante L_{ij} . Así mismo, el conjunto de todas las aristas se denotará por $L = \{L_{ij} \mid X_i \text{ y } X_j \text{ están conectados}\}$. Por tanto, un grafo puede definirse de forma intuitiva mediante el conjunto de nodos, X , y las relaciones entre los mismos, L . En el siguiente ejemplo se ilustra esta idea intuitiva. A continuación se introduce una definición formal.

Ejemplo 2.1 Grafos. La Figura 2.6 es un ejemplo de un grafo compuesto de seis nodos $X = \{A, B, \dots, G\}$ y de un conjunto de seis aristas,

$L = \{L_{AB}, L_{AC}, L_{BD}, L_{CE}, L_{DF}, L_{DG}\}$. Los nodos están representados por círculos y las aristas por líneas que unen los nodos correspondientes.

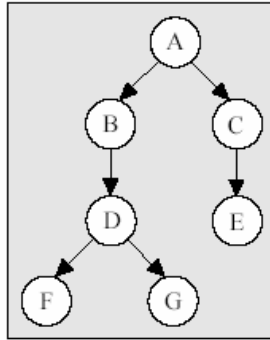


FIGURA 2.6. Ejemplo de un grafo o red.

Definición 2.1 Grafo o Red. Un grafo es un par de conjuntos $G = (X,L)$, donde $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ es un conjunto finito de elementos (nodos), y L es un conjunto de aristas, es decir, un subconjunto de pares ordenados de elementos distintos de X .¹⁴

El concepto de grafo puede definirse de forma más general. Por ejemplo, puede permitirse que dos nodos estén conectados por más de una arista, o incluso que un nodo esté conectado consigo mismo. Sin embargo, en el campo de los sistemas expertos, los grafos se utilizan para representar un conjunto de variables (nodos), y unas relaciones de dependencia entre ellas (aristas). Por tanto, no es necesario que dos nodos estén unidos por más de una arista, o que una arista una un nodo consigo mismo. Las aristas de un grafo pueden ser *dirigidas* o *no dirigidas*, dependiendo de si se considera o no, el orden de los nodos. En la práctica, esta distinción dependerá de la importancia del orden en que se relacionen los objetos.

Definición 2.2 Arista dirigida. Dado un grafo $G = (X,L)$, si $L_{ij} \in L$ y $L_{ji} \notin L$, la arista L_{ij} entre los nodos X_i y X_j se denomina *dirigida* y se denota mediante $X_i \rightarrow X_j$.¹⁵

Definición 2.3 Arista no dirigida. Dado un grafo $G = (X,L)$, si $L_{ij} \in L$ y $L_{ji} \in L$, la arista L_{ij} se denomina *no dirigida* y se denota mediante $X_i - X_j$ o $X_j - X_i$.¹⁶

¹⁴ ¹⁵ ¹⁶ J.A. Gámez y J.M. Puerta. "Sistemas Expertos Probabilísticos", Colección Ciencia y Técnica, vol. 20. Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha. Cuenca, 1998.

Definición 2.4 Grafo dirigido y no dirigido. Un grafo en el cual todas las aristas son dirigidas se denomina grafo dirigido, y un grafo en el que todas sus aristas son no dirigidas se denomina no dirigido.¹⁷ Por tanto, en un grafo dirigido es importante el orden del par de nodos que definen cada arista, mientras que en un grafo no dirigido, el orden carece de importancia.

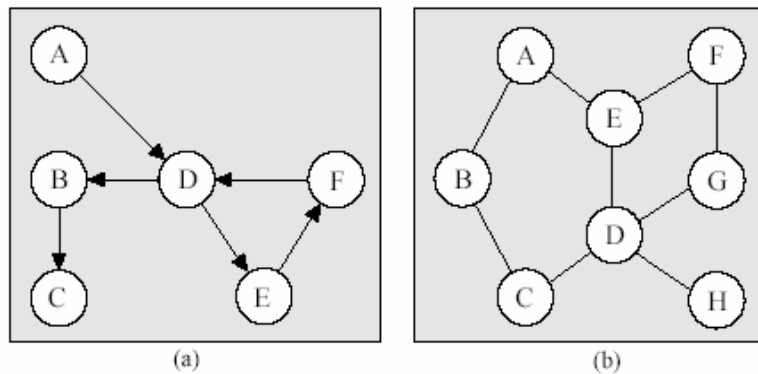


FIGURA 2.7. Ejemplos de un grafo dirigido (a), y uno no dirigido (b).

Ejemplo 2.2 Grafos dirigidos y no dirigidos. En las Figuras 2.7(a) y 2.7(b) se muestran ejemplos de un grafo dirigido y de un grafo no dirigido, respectivamente. El grafo de la Figura 2.7(a) está definido por:

$$X = \{A, B, C, D, E, F\},$$

$$L = \{A \rightarrow D, B \rightarrow C, D \rightarrow B, F \rightarrow D, D \rightarrow E, E \rightarrow F\},$$

Mientras que para el grafo de la Figura 2.7(b) se tiene

$$X = \{A, B, C, D, E, F, G, H\},$$

$$L = \{A . B, B . C, C . D, D . E, E . A, E . F, F . G, G . D, D . H\}.$$

¹⁷ Opus, sit pag.24

2.7 CARACTERÍSTICAS DE LOS GRAFOS DIRIGIDOS.

Definición 2.5 Padre e hijo. Cuando existe una arista dirigida, $X_i \rightarrow X_j$, del nodo X_i al nodo X_j , entonces se dice que el nodo X_i es un padre del nodo X_j , y que el nodo X_j es un hijo de X_i .¹⁸

El conjunto de los padres de un nodo X_i se denota mediante Π_{X_i} o simplemente Π_i . Por ejemplo, los nodos C y D son los padres del nodo E en el grafo de la Figura 2.8.

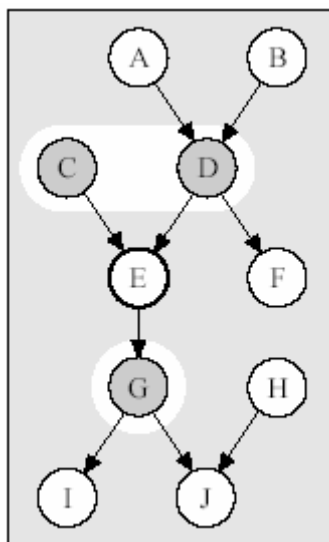


FIGURA 2.8. Padres e hijos del nodo E.

Definición 2.6 Ciclo. Un ciclo es un camino cerrado en un grafo dirigido.¹⁹

Ejemplo 2.3 Bucles y ciclos. La Figura 2.9(a) muestra un grafo dirigido que contiene un sólo ciclo: $D \rightarrow G \rightarrow F \rightarrow D$. Sin embargo, el grafo no dirigido asociado contiene dos bucles: $D.G.F.D$ y $A.B.D.A$.

¹⁸ ¹⁹ Opus, sit pag.24

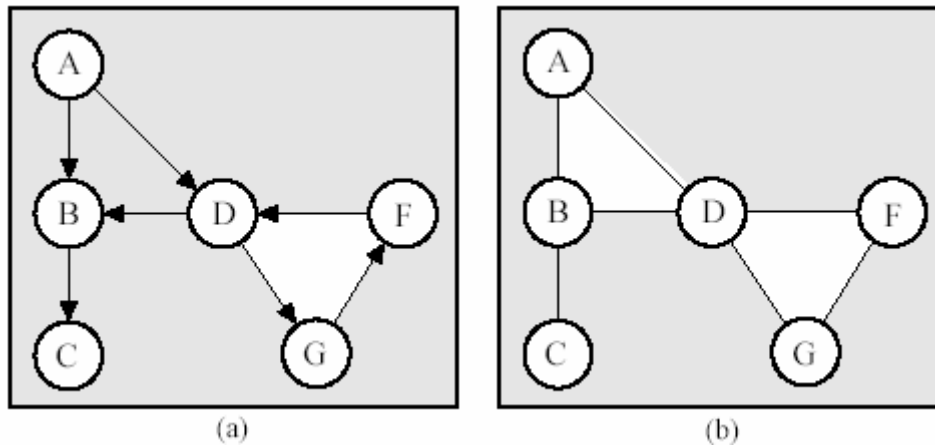


FIGURA 2.9. Bucles y ciclos de un grafo dirigido.

2.7.1 Tipos de Grafos Dirigidos

Definición 2.7 Grafos dirigidos conexos. *Un grafo dirigido se denomina conexo si el grafo no dirigido asociado es conexo; en caso contrario se denomina inconexo.*

Definición 2.8 Árboles y grafos múltiplemente conexos. *Un grafo dirigido conexo se denomina árbol si el grafo no dirigido asociado es un árbol; en caso contrario se denomina múltiplemente conexo.*

Definición 2.9 Grafos cíclicos y acíclicos. *Un grafo dirigido se denomina cíclico si contiene al menos un ciclo; en caso contrario se denomina grafo dirigido acíclico.*

Definición 2.10 Grafos simples y poli árboles. *Un árbol dirigido se denomina un árbol simple si cada nodo tiene como máximo un padre; en caso contrario se denomina un poli árbol.²⁰*

²⁰ E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

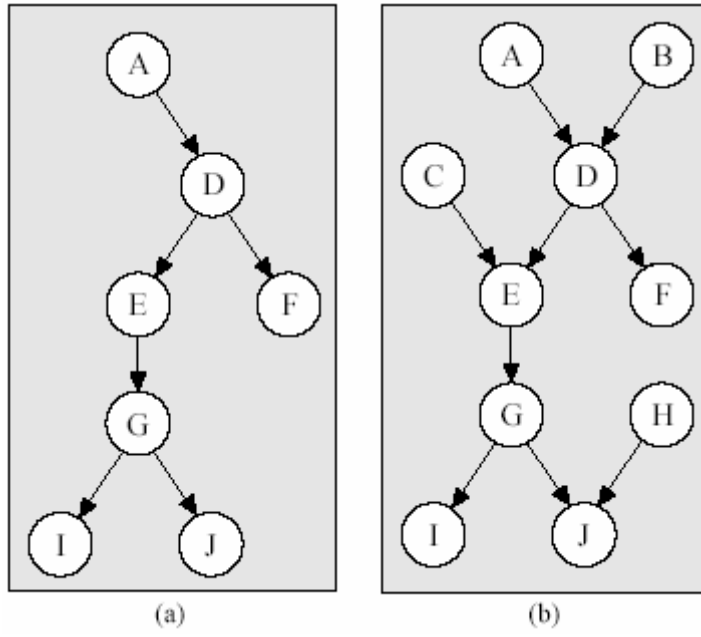


FIGURA 2.10 Ejemplos de grafos dirigidos: árbol simple (a) y poliárbol (b)

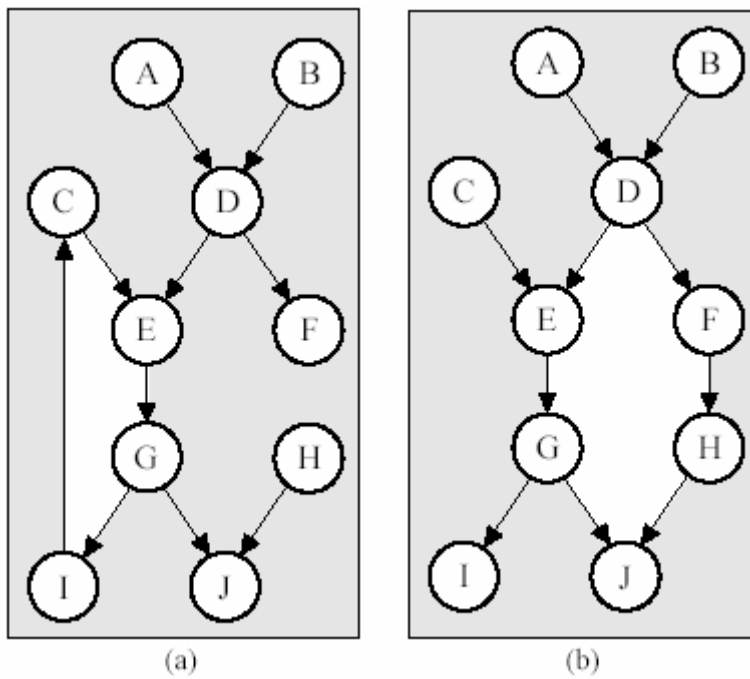


FIGURA 2.11 Ejemplos de grafos dirigidos: grafo cíclico (a) y múltiplemente conexo (b)

CAPITULO III

CONSTRUCCION DE MODELOS PROBABILISTICOS.

Los grafos son herramientas muy potentes para describir de forma intuitiva las relaciones de dependencia e independencia existentes en un conjunto de variables $\{X_1, \dots, X_n\}$. Por tanto, una forma de definir un modelo probabilístico es partir de un grafo que describa las relaciones existentes entre las variables (este grafo puede venir dado, por ejemplo, por un experto en el tema). Este planteamiento motiva a la siguiente pregunta. ¿Pueden representarse las estructuras de dependencia e independencia definidas por un grafo (dirigido o no dirigido) de forma equivalente por un conjunto de relaciones de independencia condicional? En caso afirmativo, ¿cómo se puede obtener este conjunto?

La respuesta al problema anterior es afirmativa, y una forma de obtener este conjunto de independencias es utilizar un criterio de separación gráfica para comprobar cuales, de entre todas las posibles relaciones de independencia condicional, son satisfechas por el grafo. Los criterios de separación gráfica son las reglas para entender como pueden codificarse dependencias e independencias en un grafo. Estos criterios dependen del tipo de grafo (dirigido o no dirigido) que se esté considerando.

3.1 FACTORIZACION DE UNA FUNCIÓN DE PROBABILIDAD.

Cualquier función de probabilidad de un conjunto de variables aleatorias puede ser definida por medio de funciones de probabilidad condicionada más sencillas formando una factorización. En esta sección se analizan distintas formas de factorizar una función de probabilidad.

Definición 3.1 Factorización mediante funciones potenciales. Sean C_1, \dots, C_m subconjuntos de un conjunto de variables $X = \{X_1, \dots, X_n\}$. Si la función de probabilidad conjunta de X puede ser escrita como producto de m funciones no negativas Ψ_i ($i = 1, \dots, m$), es decir,

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^m \Psi_i(c_i). \quad \text{Ec. (3.1)}$$

donde c_i es una realización de C_i , entonces se dice que (3.1) es una factorización de la función de probabilidad. Las funciones Ψ_i se denominan factores potenciales de la función de probabilidad²¹.

Definición 3.2 Regla de la cadena. Cualquier función de probabilidad de un conjunto de variables $\{X_1, \dots, X_n\}$ puede ser expresada como el producto de m funciones de probabilidad condicionada de la forma²²

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^m p(y_i / b_i) \quad \text{Ec. (3.2)}$$

O, de modo equivalente,

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^m p(y_i / a_i) \quad \text{Ec. (3.3)}$$

Donde $B_i = \{Y_1, \dots, Y_{i-1}\}$ es el conjunto de variables anteriores a Y_i y $A_i = \{Y_{i+1}, \dots, Y_n\}$ es el conjunto de variables posteriores a Y_i . Obsérvese que a_i y b_i son realizaciones de A_i y B_i , respectivamente.

²¹ ²² E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

Ejemplo 3.1 Regla de la cadena. Considérese el conjunto de variables $\{X_1, \dots, X_4\}$ y la partición $Y_1 = \{X_1\}$, $Y_2 = \{X_2\}$, $Y_3 = \{X_3\}$, $Y_4 = \{X_4\}$. Entonces las ecuaciones (3.2) y (3.3) proporcionan la siguientes factorizaciones equivalentes de la función de probabilidad:

$$p(x_1, \dots, x_4) = p(x_1)p(x_2 | x_1)p(x_3 | x_1, x_2)p(x_4 | x_1, x_2, x_3) \quad \text{Ec. (3.4)}$$

Y

$$p(x_1, \dots, x_4) = p(x_1 | x_2, x_3, x_4)p(x_2 | x_3, x_4)p(x_3 | x_4)p(x_4). \quad \text{Ec. (3.5)}$$

3.2 CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO PROBABILÍSTICO.

El problema de construir una función de probabilidad para un conjunto de variables puede simplificarse notablemente considerando una factorización de la probabilidad como producto de funciones de probabilidad condicionada más sencillas. El grado de simplificación dependerá de la estructura de independencia (incondicional o condicional) existente entre las variables del modelo. Por tanto, para encontrar una factorización apropiada del modelo probabilístico, primero se necesita conocer su estructura de independencia.

Esta estructura de independencia (modelo de dependencia) caracteriza la *estructura cualitativa* de las relaciones entre las variables. Por ejemplo, se necesita definir qué variables son independientes y/o condicionalmente independientes de otras y cuáles no; Por tanto, la factorización asociada al modelo probabilístico, puede ser obtenida de varias formas:

1. Modelos definidos gráficamente: Como se ha visto en las secciones anteriores, las relaciones existentes entre las variables de un conjunto pueden ser descritas mediante un grafo.

Estos modelos de dependencia se conocen como *modelos definidos gráficamente*, y tienen como ejemplos más importantes a las *redes de Markov*, y las *redes Bayesianas*. Las tareas de comprobar la validez de un grafo, entender sus implicaciones, y modificarlo de forma apropiada han de ser

realizadas partiendo de la comprensión de las relaciones de dependencia e independencia existentes en el conjunto de variables.

2. Modelos definidos por listas de independencias:

Una descripción alternativa a los modelos gráficos consiste en utilizar directamente un conjunto M de relaciones de independencia que describan las relaciones entre las variables. Este conjunto puede ser definido por un experto a partir de sus opiniones sobre las relaciones entre las variables del modelo. Cada una de las independencias del conjunto indica qué variables contienen información relevante sobre otras y cuándo el conocimiento de algunas variables hace que otras sean irrelevantes para un conjunto de variables dado. El conjunto resultante puede ser finalmente utilizado para obtener una factorización de la función de probabilidad del modelo.

Una ventaja de utilizar modelos gráficos, o modelos definidos por listas de independencias, para construir un modelo probabilístico es que éstos modelos definen una factorización de la función de probabilidad como producto de funciones de probabilidad condicionada que determinan la estructura cualitativa del modelo probabilístico. Normalmente, estas funciones condicionadas contienen un número menor de variables que la función de probabilidad conjunta y, por tanto, el proceso de definición del modelo probabilístico es más sencillo.

Una vez que se conoce la estructura cualitativa del modelo probabilístico (la factorización de la función de probabilidad), la estructura cuantitativa de un modelo particular se define mediante la asignación de valores numéricos a los parámetros asociados a las funciones de probabilidad condicionada que intervienen en la factorización del modelo. Estos valores han de ser definidos por algún experto, o estimados a partir de un conjunto de datos.

Por tanto, si la estructura cualitativa del modelo es desconocida, que es el caso habitual en la práctica, entonces tanto la estructura cualitativa, como la cuantitativa (los parámetros) han de ser estimadas a partir del conjunto de datos disponible (una base de datos, etc.). Este problema, que se conoce como *aprendizaje*.

Como resumen de todo lo anterior, la construcción de un modelo probabilístico puede ser realizada en dos etapas:

1. Factorizar la función de probabilidad mediante un producto de funciones de probabilidad condicionada. Esta factorización puede obtenerse de dos formas distintas:

(a) Utilizando grafos.

(b) Utilizando listas de relaciones de independencia.

2. Estimar los parámetros de cada una de las funciones de probabilidad condicionada resultantes.

El camino más simple para definir un modelo probabilístico es comenzar con un grafo que se supone describe la estructura de dependencia e independencia de las variables. A continuación, el grafo puede utilizarse para construir una factorización de la función de probabilidad de las variables. De forma alternativa, también puede comenzarse con una lista de relaciones de independencia y, a partir de ella, obtener una factorización de la función de probabilidad. La factorización obtenida determina los parámetros necesarios para definir el modelo probabilístico. Una vez que estos parámetros han sido definidos, o estimados a partir de un conjunto de datos, la función de probabilidad que define el modelo probabilístico vendrá dada como el producto de las funciones de probabilidad condicionada resultantes.

3.2.1 Modelos Definidos Gráficamente.

En esta sección se desarrolla la forma de obtener modelos probabilísticos más generales por medio de grafos. La idea básica consiste en utilizar grafos (no dirigidos o dirigidos) para construir un modelo de dependencia que represente la estructura cualitativa del modelo probabilístico. De esta forma, los modelos resultantes son generales, pues se crean a partir de un modelo de dependencia “arbitrario”, y no de uno impuesto inicialmente.

Antes de comenzar, es necesaria cierta notación y aclarar la terminología; El término modelo probabilístico se refiere a la estructura cualitativa y cuantitativa

dada por una función de probabilidad. Por tanto, los términos *modelo probabilístico* y *función de probabilidad* se utilizarán de forma sinónima. Los términos *modelo de dependencia* y *modelo de independencia* se refieren exclusivamente a la estructura cualitativa de las relaciones existentes en el conjunto de variables. Por tanto, es importante conocer si los grafos permiten representar cualquier tipo de modelo de dependencia.

3.2.1.1 Algunas Definiciones y Problemas

Definición 3.3 Mapa perfecto. *Un grafo G se dice que es un mapa perfecto de un modelo de dependencia M si cada relación de independencia obtenida de G también puede ser obtenida de M y viceversa, es decir,*

$$I(X, Y | Z)_M \Leftrightarrow I(X, Y | Z)_G \Leftrightarrow Z \text{ separa } X \text{ de } Y.$$

*Dependiendo del carácter dirigido o no dirigido del grafo G , los mapas perfectos se denominan mapas perfectos dirigidos o no dirigidos, respectivamente.*²³

¿Puede representarse mediante un mapa perfecto dirigido o no dirigido cualquier modelo de dependencia?

Desafortunadamente, no todo modelo de dependencia tiene asociado un mapa perfecto.

Ejemplo 3.2 Modelo sin mapa perfecto no dirigido. Considérese el conjunto de tres variables $\{X, Y, Z\}$ que están relacionadas por el siguiente modelo de dependencia

$$M = \{I(X, Y | \varnothing), I(Y, X | \varnothing)\},$$

Que sólo contiene una relación de independencia y su relación simétrica²⁴. Supóngase que se quiere representar este modelo por medio de un grafo no dirigido. La Figura 3.1 muestra los ocho grafos para el caso de tres variables. Estos grafos están ordenados en filas que contienen grafos con el mismo número de aristas. Así, la figura 3.1(a) corresponde al grafo totalmente

²³ ²⁴ E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

inconexo (un grafo sin ninguna arista), cada uno de los tres grafos en (b)-(d) contiene una única arista, cada uno de los grafos en (e)-(g) contiene dos aristas, y el último grafo es el grafo completo (un grafo con una arista entre cada par de nodos). La segunda columna de la Tabla 3.1 muestra algunas relaciones de independencia implicadas por cada uno de los grafos, y que no están contenidas en M .

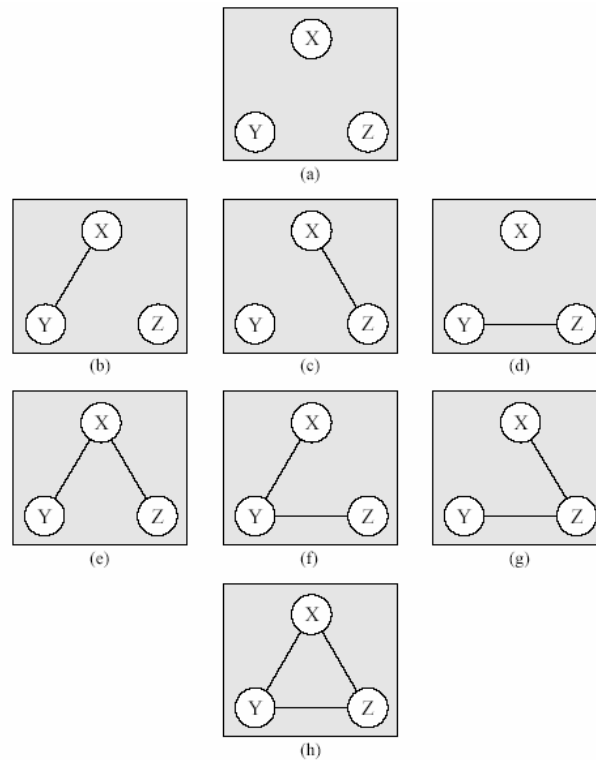


FIGURA 3.1. Ocho posibles grafos no dirigidos con tres variables.

Grafo G	Independencia en G pero no en M	Independencia en M pero no en G
(a)	$I(X, Z \emptyset)$	\emptyset
(b)	$I(X, Z \emptyset)$	$I(X, Y \emptyset)$
(c)	$I(Y, Z \emptyset)$	\emptyset
(d)	$I(X, Z \emptyset)$	\emptyset
(e)	$I(Y, Z X)$	$I(X, Y \emptyset)$
(f)	$I(X, Z Y)$	$I(X, Y \emptyset)$
(g)	$I(X, Y Z)$	$I(X, Y \emptyset)$
(h)	\emptyset	$I(X, Y \emptyset)$

TABLA 3.1 Algunas relaciones de independencia contenidas en G de la figura 4.4 pero no en el modelo de dependencia M.

Definición 3.4 Mapa de independencia. Un grafo G se dice que es un mapa de independencia (I -mapa) de un modelo de dependencia M si

$$I(X, Y | Z)_G \Rightarrow I(X, Y | Z)_M,$$

Es decir, si todas las relaciones de dependencia derivadas de G son verificadas por M .²⁵

Obsérvese que un I -mapa G de un modelo de dependencia M incluye algunas de las independencias de M , pero no necesariamente todas. Entonces, se tiene

$$I(X, Y | Z)_G \Rightarrow I(X, Y | Z)_M,$$

Lo cual implica

$$D(X, Y | Z)_M \Rightarrow D(X, Y | Z)_G.$$

Por tanto, todas las dependencias de M están representadas en G . Por ejemplo, solamente el grafo completo de la Figura 3.1(h) es un I -mapa del modelo de dependencia. Cada uno de los grafos restantes implica algunas independencias que no son propias de M (ver Tabla 3.1). En general, un grafo completo es siempre un I -mapa trivial de cualquier modelo de dependencia.

3.2.1.2 De Grafos Dirigidos a Modelos probabilísticos.

En la práctica no se suele conocer la función de probabilidad $p(x)$ ni el modelo M . Por tanto, la forma real de construir un modelo probabilístico consiste en las siguientes etapas:

1. Construir un grafo dirigido D que describa la estructura de dependencia entre las variables de X .
2. Encontrar una función de probabilidad $p(x)$ para la cual D sea un I -mapa.

La construcción del grafo no dirigido es una tarea que ha de realizarla un experto, o inferida de un conjunto de datos mediante alguna técnica de aprendizaje. En esta sección se analiza el segundo problema, es decir, obtener el modelo probabilístico asociado a un grafo.

Definición 3.5 Factorización recursiva según un grafo dirigido acíclico. Una función de probabilidad se dice que admite una factorización recursiva según

²⁵ Opus, sit pag.34

un grafo dirigido acíclico D , si la función de probabilidad se puede expresar como

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \pi_i) \quad \text{Ec. (3.6)}$$

Donde $p(x_i | \pi_i)$ es la función de probabilidad de X_i condicionada a sus padres²⁶ Π_i .

Ejemplo 3.3 Factorización según un grafo dirigido. Consideréense los dos grafos dirigidos mostrados en la Figura 3.2. Aplicando la definición anterior, se pueden construir dos factorizaciones recursivas de la función de probabilidad asociada a estos grafos. A partir del grafo de la Figura 3.2(a), se tiene

$$\begin{aligned} p(x_1, x_2, x_3, x_4) &= p(x_1 | \pi_1)p(x_2 | \pi_2)p(x_3 | \pi_3)p(x_4 | \pi_4) \\ &= p(x_1)p(x_2 | x_1)p(x_3 | x_2)p(x_4 | x_2, x_3), \end{aligned}$$

Mientras que el grafo de la Figura 3.2(b) sugiere la factorización:

$$\begin{aligned} p(x_1, x_2, x_3, x_4) &= p(x_1 | \pi_1)p(x_2 | \pi_2)p(x_3 | \pi_3)p(x_4 | \pi_4) \\ &= p(x_1)p(x_2 | x_1, x_3, x_4)p(x_3)p(x_4). \end{aligned}$$

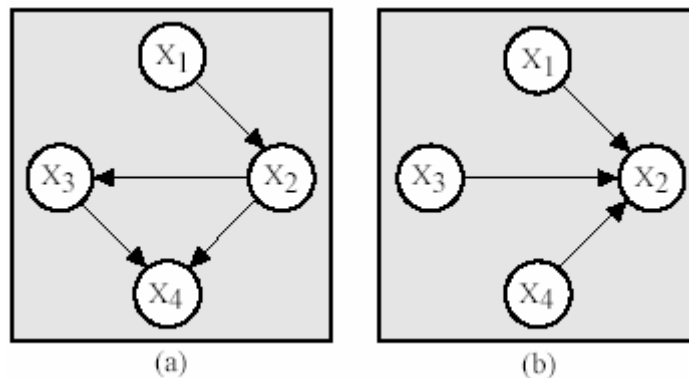


FIGURA 3.2 Factorización según un grafo dirigido.

Por tanto, dado un grafo dirigido D , puede construirse una función de probabilidad que sea el producto de las funciones de probabilidad condicionada dadas en la ecuación (3.6).

²⁶ Opus, sit pag.34

CAPITULO IV

REDES BAYESIANAS.

4.1 REDES BAYESIANAS

En las secciones anteriores se ha analizado la relación existente entre los grafos dirigidos y los modelos de dependencia. En esta sección se presenta un tipo importante de modelos de dependencia asociados a grafos dirigidos. Esta clase se conoce como redes Bayesianas.

Definición 4.1. Red Bayesiana. Una red Bayesiana es un par (D,P) , donde D es un grafo dirigido acíclico, $P = \{p(x_1 | \pi_1), \dots, p(x_n | \pi_n)\}$ es un conjunto de n funciones de probabilidad condicionada, una para cada variable, y π_i es el conjunto de padres del nodo X_i en D . El conjunto P define una función de probabilidad asociada mediante la factorización.²⁷

$$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \pi_i) \quad \text{Ec. (4.1)}$$

El grafo dirigido acíclico D es un mapa de $p(x)$.

En el caso de redes Bayesianas, la factorización de la función de probabilidad se obtiene de forma sencilla a partir del grafo dirigido considerando un conjunto de funciones de probabilidad condicionada que involucran a cada nodo con sus padres.

Redes Bayesianas Multinomiales

En una red Bayesiana multinomial se supone que todas las variables son discretas, es decir, que cada variable puede tomar únicamente un conjunto

²⁷ Francisco Javier Díez. "Introducción al Razonamiento Aproximado". Primera Edición. Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca, España 1998.

finito de valores. En este tipo de redes también se supone que la función de probabilidad condicionada asociada a cada variable es una función de probabilidad de tipo multinomial. Este tipo de funciones de probabilidad pueden ser definidas, ya sea de forma paramétrica o numérica, por medio de tablas que asignan valores numéricos a las diferentes combinaciones de las variables involucradas. A continuación se muestra un ejemplo de una red Bayesiana multinomial.

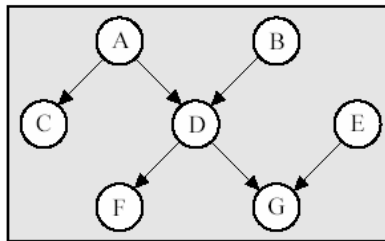


FIGURA 4.1. Grafo dirigido utilizado para construir la red Bayesiana del Ejemplo 4.1.

Ejemplo 4.1 Red Bayesiana multinomial. Considérese el grafo dirigido mostrado en la Figura 4.1 y supóngase que todas las variables del conjunto $\{A, B, C, D, E, F, G\}$ son binarias, es decir, solamente pueden tomar dos valores posibles (por ejemplo, 0 ó 1). Este grafo dirigido define una red Bayesiana por medio de las funciones de probabilidad condicionada en la ecuación (4.1) que definen la siguiente factorización de la función de probabilidad

$$p(a, b, c, d, e, f, g) = p(a)p(b)p(c | a)p(d | a, b)p(e)p(f | d)p(g | d, e). \quad \text{Ec. (4.2)}$$

En este caso, las funciones de probabilidad condicionada son tablas de probabilidades para las diferentes combinaciones de valores de las variables. La Tabla 4.1 muestra un ejemplo de los valores numéricos necesarios para definir el conjunto de funciones de probabilidad condicionada dadas en la ecuación (4.1). Por tanto, el grafo dirigido acíclico de la Figura 4.1 junto con el conjunto de probabilidades condicionadas dado en la Tabla 4.1 definen una red Bayesiana multinomial.

a	p(a)	b	p(b)	e	p(e)	a	b	d	p(d a,b)	d	e	g	p(g d,e)
0	0.3	0	0.6	0	0.1	0	0	0	0.40	0	0	0	0.90
1	0.7	1	0.4	1	0.9	0	0	1	0.60	0	0	1	0.10
a	c	p(c a)	d	f	p(f d)	0	1	0	0.45	0	1	0	0.70
0	0	0.25	0	0	0.25	0	1	1	0.55	0	1	1	0.30
0	1	0.75	0	1	0.75	1	0	0	0.60	1	0	0	0.25
1	0	0.50	1	0	0.50	1	0	1	0.40	1	0	1	0.75
1	1	0.50	1	1	0.50	1	1	0	0.30	1	1	0	0.15
						1	1	1	0.70	1	1	1	0.85

TABLA 4.1 Funciones de probabilidad condicionada correspondientes al grafo dirigido de la figura 4.1

4.2 PROPAGACION DE EVIDENCIA EN REDES BAYESIANAS

En los capítulos anteriores se han analizado diversas formas de definir una base de conocimiento coherente para un sistema experto probabilístico. Esta está formada por la función de probabilidad conjunta de las variables que componen el modelo. Una vez definida, una de las tareas más importantes de un sistema experto consiste en obtener conclusiones a medida que se va conociendo nueva información, o *evidencia*. Por ejemplo, en el área médica, la principal tarea de los sistemas expertos consiste en obtener un diagnóstico para un determinado paciente que presenta ciertos síntomas (evidencia). El mecanismo para obtener conclusiones a partir de la evidencia se conoce como *propagación de evidencia* o, simplemente, *propagación*. Esta tarea consiste en actualizar las probabilidades de las variables en función de la evidencia. En el caso del diagnóstico médico, se trata de conocer las probabilidades de cada una de las enfermedades, dados los síntomas observados en el paciente.

Existen dos tipos distintos de algoritmos de propagación: exactos y aproximados. Un algoritmo de propagación se denomina exacto si calcula las probabilidades de los nodos sin otro error que el resultante del redondeo producido por las limitaciones de cálculo del ordenador. En este capítulo se analizan detalladamente algunos de los métodos de propagación exacta más importantes. Los *algoritmos de propagación aproximada* utilizan distintas

técnicas de simulación para obtener valores aproximados de las probabilidades. Estos algoritmos se utilizan en aquellos casos en los que los algoritmos exactos no son aplicables, o son computacionalmente costosos.

4.3 PROPAGACIÓN DE EVIDENCIA.

La propagación de evidencia es una de las tareas más importantes de un sistema experto, pues permite obtener conclusiones cuando se dispone de nueva información (síntomas, etc.). Supóngase un conjunto de variables discretas $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ y una función de probabilidad $p(x)$, en X .

Cuando no se dispone de ninguna información, es decir, cuando no existe evidencia, el proceso de propagación consiste en calcular las probabilidades marginales $p(X_i = x_i)$, también denotadas por $p(x_i)$, para cada $X_i \in X$. Estas probabilidades proporcionan información “a priori” sobre los distintos valores que pueden tomar las variables.

Definición 4.2 Evidencia. *Un subconjunto de variables $E \subset X$ cuyos valores son conocidos, $E = e$, en una situación dada, se conoce como conjunto de evidencia, o simplemente evidencia.*²⁸

En esta situación, la propagación de evidencia consiste en calcular las funciones de probabilidad condicionada $p(x_i | e)$ para cada variable $X_i \notin E$, dada la evidencia $E = e$. Estas funciones de probabilidad condicionada miden el efecto producido por la evidencia en cada variable. Cuando no se dispone de evidencia ($E = \phi$), las funciones condicionadas $p(x_i | e)$ son simplemente las funciones de probabilidad marginal $p(x_i)$.

Una forma de calcular las probabilidades $p(x_i | e)$ consiste en utilizar la fórmula

$$p(x_i | e) = \frac{p(x_i, e)}{p(e)} \propto p(x_i, e), \quad \text{Ec. (4.3)}$$

²⁸ E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. “Expert Systems and Probabilistic network models”. Springer-Verlag, New York, 1997.

Donde $1/p(e)$ es una constante de proporcionalidad. Por tanto, se puede obtener $p(x_i/e)$, calculando y normalizando las probabilidades marginales $p(x_i, e)$.

De esta forma se tiene

$$p(x_i / e) = \sum_{x/\{x_i, e\}} p_e(x_1, \dots, x_n) \quad \text{Ec. (4.4)}$$

Donde $p_e(x_1, \dots, x_n)$ es la función de probabilidad obtenida sustituyendo en $p(x_1, \dots, x_n)$ las variables con evidencia, E , por sus valores e^{29} . Por tanto, para calcular $p(x_i, e)$, ha de sumarse $p_e(x_1, \dots, x_n)$ para todas las posibles combinaciones de valores de las variables que no estén contenidas en E , excepto la variable X_i . Cuando no se dispone de evidencia, la ecuación se reduce a

$$p(x_i) = \sum_{x/x_i} p_e(x_1, \dots, x_n) \quad \text{Ec. (4.5)}$$

Ejemplo 4.1 Utilizando la estructura de independencia. Considérese el modelo probabilístico formado por el conjunto de variables $X = \{A, \dots, G\}$ y una función de probabilidad $p(x)$ que puede ser factorizada según el grafo dirigido acíclico mostrado en la Figura 4.2

$$p(x) = \prod_{i=1}^n p(x_i / \pi_i) = p(a)p(b)p(c/a)p(d/a, b)p(e)p(f/d)p(g/d, e), \quad \text{Ec. (4.6)}$$

Donde π_i es una realización de Π_i , el conjunto de los padres del nodo X_i .

Supóngase que desean calcularse las probabilidades marginales de los nodos, es decir, las probabilidades iniciales cuando no se conoce ninguna evidencia.

En ese caso, el método más sencillo para obtener $p(x_i)$ es marginalizar la función de probabilidad utilizando. Por ejemplo, las probabilidades iniciales de la variable D se pueden obtener mediante

$$p(d) = \sum_{x/d} p(x) = \sum_{a, b, c, e, f, g} p(a, b, c, d, e, f, g). \quad \text{Ec. (4.7)}$$

²⁹ Opus, sit pag 41

Considerando el caso más simple, es decir, suponiendo que todas las variables son binarias, la sumatoria anterior contendría $2^6 = 64$ términos distintos.

Una forma más eficiente de calcular esas probabilidades es utilizar la estructura de independencia contenida en la función de probabilidad conjunta $p(x)$. Esta estructura se pone de manifiesto en la factorización, que

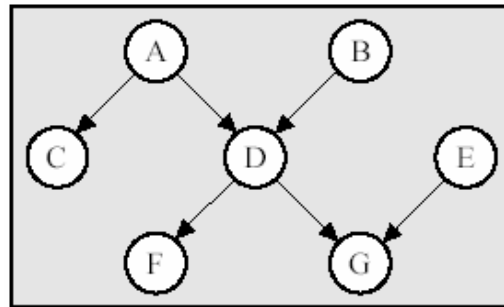


FIGURA 4.2. Un grafo dirigido acíclico.

Permite simplificar tanto el proceso de definición del modelo probabilístico, como el proceso de propagación de evidencia. El número de operaciones en puede ser reducido agrupando los términos dentro del sumatorio de la forma siguiente:

$$\begin{aligned}
 p(d) &= \sum_{a,b,c,e,f,g} p(a)p(b)p(c/a)p(d/a,b)p(e)p(f/d)p(g/d,e) \\
 &= \left(\sum_{a,b,c} p(a)p(b)p(c/a)p(d/a,b) \right) \left(\sum_{e,f,g} p(e)p(g/d,e)p(f/d) \right) \quad \text{Ec. (4.8)}
 \end{aligned}$$

Donde cada uno de las dos sumatorias puede ser calculado de forma independiente³⁰. Por tanto, el problema original de marginalizar una función de probabilidad de seis variables se reduce a marginalizar dos funciones que dependen sólo de tres variables. La complejidad de los cálculos se simplifica enormemente. En este ejemplo, se ha reducido el número de términos de cada sumatoria (de 64 a $2^3 + 2^3 = 16$) y el número de factores de cada uno de los términos (de 7 a 4 y de 7 a 3, respectivamente). Puede obtenerse una reducción adicional utilizando de nuevo la estructura dada por la factorización para reordenar los términos dentro de los sumatorios de la forma siguiente:

$$\sum_a \left[p(a) \sum_c \left[p(c/a) \sum_b p(b)p(d/a,b) \right] \right] \sum_e \left[p(e) \sum_f \left[p(f/d) \sum_g p(g/d,e) \right] \right],$$

³⁰ Opus, sit pag 41

Reduciendo el número de términos que aparecen dentro de cada sumatorio.

4.4 PROPAGACIÓN EN POLIÁRBOLES.

El poliárbol es uno de los modelos gráficos más simples para construir redes Bayesianas. En esta sección se presenta un algoritmo de propagación para este tipo de modelos probabilísticos. La característica principal de este algoritmo es que su complejidad es lineal en el tamaño de la red (es decir en el número de nodos y aristas que la componen).

Como ya se ha visto en un poliárbol dos nodos cualesquiera están unidos por un único camino, lo cual implica que cada nodo divide al poliárbol en dos poliárboles inconexos: uno que contiene a sus padres y a los nodos a los que está conectado pasando por sus padres, y otro que incluye sus hijos y a los nodos a los que está conectado pasando por sus hijos. Por ejemplo, el nodo D divide al poliárbol de la Figura 4.2 en dos poliárboles inconexos, el primero de los cuales, $\{A,B,C\}$, incluye a sus padres y a los nodos que son accesibles desde D a través de sus padres, y el segundo, $\{E,F,G\}$, que incluye a sus hijos y a los nodos que son accesibles desde D a través de sus hijos. Este hecho se muestra en la Figura 4.3, en la cual también puede comprobarse que el nodo D separa a estos dos conjuntos, es decir, que se verifica gráficamente la relación de independencia $I(\{A,B,C\}, \{E,F,G\} | D)$.

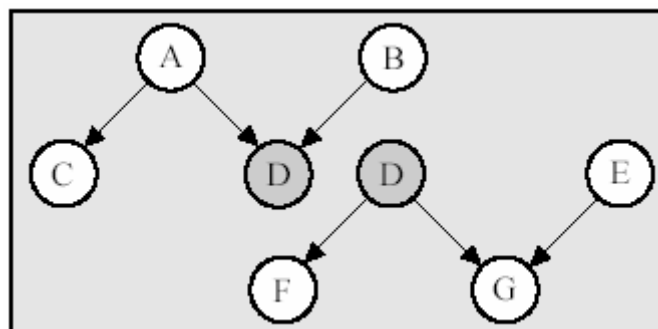


FIGURA 4.3. El nodo D divide al poliárbol en dos poliárboles inconexos.

El proceso de propagación puede realizarse en este tipo de grafos de un modo eficiente combinando la información procedente de los distintos subgrafos mediante el envío de mensajes (cálculos locales) de un subgrafo a otro.

Supóngase que se conoce una cierta evidencia $E = e$ y que se quieren calcular las probabilidades $p(x_i|e)$ para todos los valores x_i de un nodo cualquiera X_i que no esté contenido en E . Para facilitar el cálculo de estas probabilidades, el conjunto de evidencia E se puede descomponer en dos subconjuntos disjuntos, cada uno de los cuales está contenido en uno de los poliárboles separados por el nodo X_i en el poliárbol original. Por tanto, E se puede descomponer como:

- E_i^+ , que es el subconjunto de E accesible desde X_i a través de sus padres.
- E_i^- , que es el subconjunto de E accesible desde X_i a través de sus hijos.

Por tanto, se tiene $E = E_i^+ \cup E_i^-$. En algunos casos se utilizará $E_{x_i}^+$ en lugar de E_i^+ . Aplicando (4.1) se tiene³¹

$$p(x_i | e) = p(x_i | e_i^-, e_i^+) = \frac{1}{p(e_i^-, e_i^+)} p((e_i^-, e_i^+ | x_i) p(x_i)). \quad \text{Ec. (4.9)}$$

Dado que X_i separa E_i^- , de E_i^+ en el poliárbol, es decir, dado que se cumple la relación de independencia $I(E_i^-, E_i^+ / X_i)$, entonces se tiene³²

$$\begin{aligned} p(x_i | e) &= \frac{1}{p(e_i^-, e_i^+)} p((e_i^-, e_i^+ | x_i) p(x_i)). \\ &= \frac{1}{p(e_i^-, e_i^+)} p((e_i^-, e_i^+ | x_i) p(x_i, e_i^+)). \\ &= k p(e_i^-, e_i^+ | x_i) p(x_i, e_i^+). \\ &= k \lambda_i(x_i) p(x_i) \end{aligned} \quad \text{Ec. (4.10)}$$

Donde $k = 1/p(e_i^-, e_i^+)$ es una constante de normalización,³³

$$\lambda_i(x_i) = p(e_i^-, e_i^+ | x_i), \quad \text{Ec. (4.11)}$$

Que tiene en cuenta la evidencia procedente de los hijos de X_i , y³⁴

$$\rho_i(x_i) = p(x_i, e_i^+), \quad \text{Ec. (4.12)}$$

Que tiene en cuenta la evidencia procedente de los padres de X_i . Por tanto, la función de probabilidad condicionada sin normalizar viene dada por³⁵

³¹ ³² ³³ ³⁴ E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

$$\beta_i(x_i) = \lambda_i(x_i)\rho_i(x_i). \quad \text{Ec. (4.13)}$$

Entonces

$$p(x_i | e) = k \beta_i(x_i) \alpha \beta_i(x_i). \quad \text{Ec. (4.14)}$$

Para calcular las funciones $\lambda_i(x_i)$, $\rho_i(x_i)$ y $\beta_i(x_i)$, se considera la situación siguiente, en la que un nodo arbitrario X_i tiene p padres y c hijos. Para simplificar la notación, los padres se representan mediante $U = \{U_1, \dots, U_p\}$ y los hijos mediante $Y = \{Y_1, \dots, Y_c\}$, tal como se ilustra en la Figura 4.4.

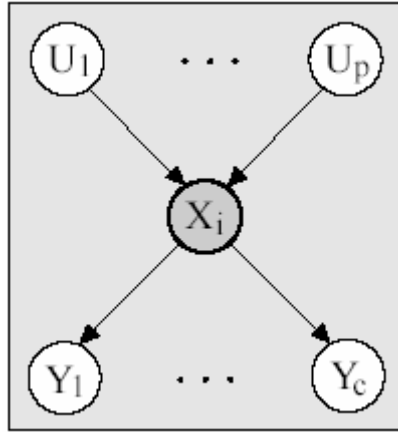


FIGURA 4.4. Los padres e hijos de un nodo arbitrario X_i .

Teniendo en cuenta la estructura del poliárbol, el conjunto de evidencia E_i^+ puede ser descompuesto en p subconjuntos disjuntos³⁶, uno para cada padre de X_i :

$$E_i^+ = \left\{ E_{U_1 X_i}^+ \dots E_{U_p X_i}^+ \right\}, \quad \text{Ec. (4.15)}$$

Donde la evidencia $E_{U_j X_i}^+$ es el subconjunto de E_i^+ contenido en el subgrafo asociado al nodo U_j cuando se elimina la arista $U_j \rightarrow X_i$. De forma similar, la evidencia E_i^- también puede ser dividida en c subconjuntos disjuntos, uno asociado a cada hijo de X_i :

$$E_i^- = \left\{ E_{X_i Y_1}^- \dots E_{X_i Y_c}^- \right\}, \quad \text{Ec. (4.16)}$$

Donde $E_{X_i Y_j}^-$ es el subconjunto de E_i^- contenido en el subgrafo asociado al nodo Y_j cuando se elimina la arista $X_i \rightarrow Y_j$.³⁷ La Figura 4.5 muestra los distintos

^{35 36} Opus, sit pag.45

subconjuntos de evidencia asociados al nodo X_i . Sea $u = \{u_1, \dots, u_p\}$ una realización de los padres del nodo X_i . Entonces, la función $p_i(x_i)$ puede ser calculada de la forma siguiente:

$$\begin{aligned}
 p_i(x_i) &= p(x_i, e_i^+) = \sum_u p(x_i, u \cup e_i^+) \\
 &= \sum_u p(x_i \mid u \cup e_i^+) p(u \cup e_i^+) \\
 &= \sum_u p(x_i \mid u \cup e_i^+) p(u \cup e_{U_1 X_i}^+ \cup \dots \cup e_{U_p X_i}^+) \quad \text{Ec. (4.17)}
 \end{aligned}$$

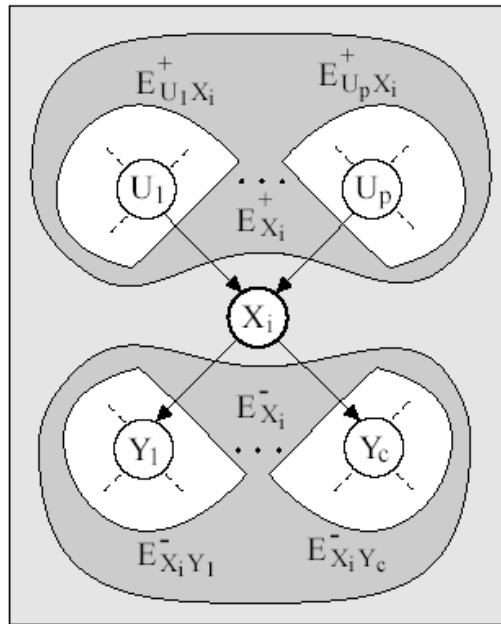


FIGURA 4.5. División del conjunto E en subconjuntos asociados a los padre e hijos de un nodo arbitrario³⁸ X_i .

Dado que $\{U_j, E^+_{U_j X_i}\}$ es incondicionalmente independiente de $\{U_k, E^+_{U_k X_i}\}$ para $j \neq k$, se tiene

$$\begin{aligned}
 p_i(x_i) &= \sum_u p(x_i \mid u \cup e_i^+) \prod_{j=1}^p p(u_j \cup e_{U_j X_i}^+) \\
 &= \sum_u p(x_i \mid u \cup e_i^+) \prod_{j=1}^p p_{U_j X_i}(u_j), \quad \text{Ec. (4.18)}
 \end{aligned}$$

Donde

$$p_{U_j X_i}(u_j) = p(u_j \cup e_{U_j X_i}^+) \quad \text{Ec. (4.19)}$$

^{37 38} Opus, sit pag 45

Es el mensaje ρ que el nodo U_j envía a su hijo X_i . Este mensaje sólo depende de la información contenida en el subgrafo asociado al nodo U_j cuando se elimina la arista $U_j \rightarrow X_i$. Obsérvese que si U_j es una variable con evidencia, $u_j = e_j$, entonces el mensaje correspondiente, $\rho_{U_j X_i}(u_j)$, es la función trivial³⁹

$$\rho_{U_j X_i}(u_j) = \begin{cases} 1, & \text{si } u_j = e_j \\ 0, & \text{si } u_j \neq e_j \end{cases} \quad \text{Ec. (4.20)}$$

La función $\lambda_i(x_i)$ puede ser calculada de forma análoga⁴⁰:

$$\lambda_i(x_i) = p(e_i^- | x_i) = p(e_{X_i Y_1}^-, \dots, e_{X_i Y_j}^- | x_i). \quad \text{Ec. (4.21)}$$

Dado que X_i separa $E_{X_i Y_i}$ de $E_{X_i Y_k}$ para $j \neq k$, entonces se tiene

$$\lambda_i(x_i) = \prod_{j=1}^e \lambda_{Y_j X_i}(x_i). \quad \text{Ec. (4.22)}$$

Donde

$$\lambda_{Y_j X_i}(x_i) = p(e_{X_i Y_j}^- | x_i). \quad \text{Ec. (4.23)}$$

Es el mensaje λ que el nodo Y_j envía a su padre X_i .⁴¹

A partir de la ecuación (4.18) puede verse que un nodo X_i puede calcular su función ρ , $\rho_i(x_i)$, una vez que haya recibido los mensajes ρ de todos sus padres. De forma similar, a partir de (4.22) puede observarse que la función $\lambda_i(x_i)$ puede ser calculada una vez que X_i haya recibido los mensajes λ de todos sus hijos. La Figura 4.6 muestra los distintos mensajes asociados arbitrario X_i .

^{39 40 41} Opus, sit pag 45

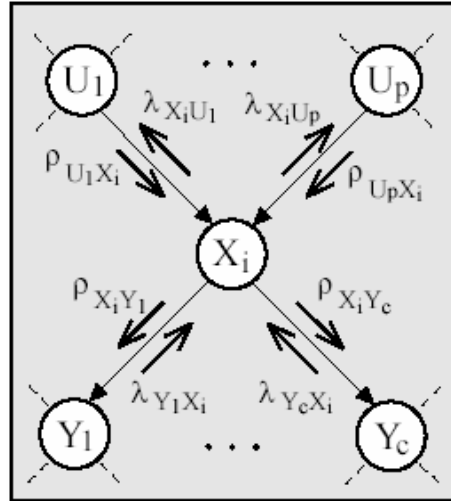


FIGURA 4.6. Mensajes ρ y λ enviados y recibidos por un nodo X_i .

Substituyendo (4.18) y (4.22) en (4.14), se tiene

$$p(x_i | e) \propto \beta_i(x_i) = \left(\sum_u p(x_i | u \cup e_i^+ \prod_{j=1}^p \rho_{U_j X_i}(u_j)) \right) \left(\prod_{j=1}^e \lambda_{Y_j X_i}(x_i) \right). \quad \text{Ec. (4.24)}$$

A continuación se calculan los distintos mensajes que aparecen en la fórmula anterior. Considerando de nuevo un nodo arbitrario X_i y uno cualquiera de sus hijos, Y_j , y utilizando la igualdad⁴²

$$E_{X_i Y_j}^+ = E_i^+ \bigcup_{k \neq j} E_{X_i Y_k}^-, \quad \text{Ec. (4.25)}$$

Se tiene

$$\begin{aligned} \rho_{X_i Y_j}(x_i) &= p(x_i e_{X_i Y_j}^+) \\ &= p(x_i \cup e_i^+ \bigcup_{k \neq j} e_{X_i Y_k}^-) \\ &= p(e_i^+ | x_i \bigcup_{k \neq j} e_{X_i Y_k}^-) p(x_i \bigcup_{k \neq j} e_{X_i Y_k}^-) \\ &= p(e_i^+ | x_i) \left(\bigcup_{k \neq j} e_{X_i Y_k}^- | x_i \right) p(x_i) \\ &= p(e_i^+ | x_i) \prod_{k \neq j} e_{X_i Y_k}^- | x_i \\ &= p_i(x_i) \prod_{k \neq j} \lambda_{Y_k X_i}(x_i) \end{aligned} \quad \text{Ec. (4.26)}$$

⁴² Opus, sit 45

Obsérvese que si X_i es un nodo con evidencia, entonces (4.26) también es válido si se considera la función ρ siguiente para este nodo: $\rho_i(x_i) = 1$ si $x_i = e_i$, y $\rho_i(x_i) = 0$ si $x_i \neq e_i$. En este caso, el valor de $\rho_{X_i} Y_j(x_i)$ obtenido a partir de (4.26) es el mismo que se obtiene de (4.20). Este hecho hace más sencilla la implementación de este método de propagación.⁴³

Por otra parte, para calcular el mensaje $\lambda_{Y_j X_i}(x_i)$, se considera el conjunto de todos los padres de Y_j distintos de X_i , $V = \{V_1, \dots, V_q\}$. Por tanto, el nodo Y_j tiene $q + 1$ padres, como se muestra en la Figura 4.6. Entonces,

$$e_{X_i Y_j}^- = e_{Y_j}^- \cup e_{V Y_j}^+ \quad \text{Ec. (4.27)}$$

Donde $e_{V Y_j}^+$ representa la evidencia obtenida a través de todos los padres de Y_j , excepto de X_i . Por tanto, se tiene⁴⁴

$$\begin{aligned} \lambda_{Y_j X_i}(x_i) &= p(e_{X_i Y_j}^- | x_i) = \sum_{Y_j, v} p(y_j, v, e_{X_i Y_j}^- | x_i) \\ &= \sum_{Y_j, v} p(y_j, v, e_{Y_j}^- e_{V Y_j}^+ | x_i) \\ &= \sum_{Y_j, v} p(e_{Y_j}^- | y_j, v, e_{V Y_j}^+ | x_i) p(y_j | \sum_{Y_j, v} p(y_j, v, e_{X_i Y_j}^+ | x_i)) p(v, e_{V Y_j}^+ | x_i) \\ &= \sum_{Y_j} p(e_{Y_j}^- | y_j) \sum_v p(y_j | v, x_i) p(v, e_{V Y_j}^+) \end{aligned} \quad \text{Ec. (4.28)}$$

Donde la última igualdad se ha obtenido considerando las relaciones de independencia existentes entre los distintos conjuntos de evidencia. Por tanto, (4.27) puede escribirse como⁴⁵

$$\lambda_{Y_j X_i}(x_i) = \sum_{Y_j} \lambda_{Y_j}(y_j) \sum_{v_1, \dots, v_q} p(y_j | \pi_{Y_j}) \prod_{k=1}^q \rho_{V_k Y_j}(v_k) \quad \text{Ec. (4.29)}$$

⁴³ ⁴⁴ ⁴⁵ Opus, sit pag.44

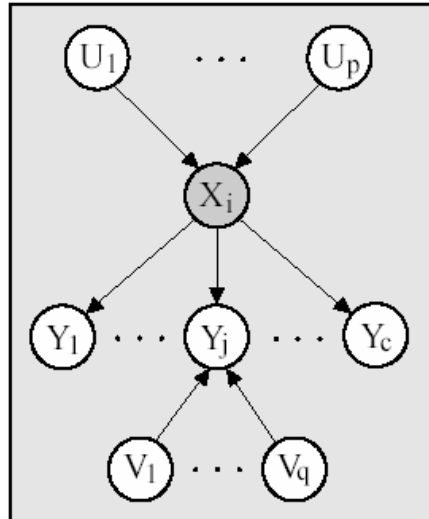


FIGURA 4.7. Conjunto de padres de un hijo, Y_j , del nodo X_i .

A partir de las ecuaciones (4.18), (4.22), (4.26) y (4.29) se puede concluir lo siguiente:

- La ecuación (4.18) muestra que la función $\rho_i(x_i)$ puede ser calculada tan pronto como el nodo X_i haya recibido los mensajes ρ de todos sus padres.
- La ecuación (4.22) muestra que la función $\lambda_i(x_i)$ puede ser calculada tan pronto como el nodo X_i haya recibido los mensajes λ de todos sus hijos.
- La ecuación (4.26) muestra que el nodo X_i puede enviar el mensaje $\rho_{X_i Y_j}(x_i)$ a su hijo Y_j tan pronto como haya calculado su función $\rho_i(x_i)$ y haya recibido los mensajes λ del resto de sus hijos.
- La ecuación (4.29) muestra que el nodo X_i puede enviar el mensaje $\lambda_{X_i U_j}(x_i)$ a su padre U_j tan pronto como haya calculado su función $\lambda_i(x_i)$ y haya recibido los mensajes ρ del resto de sus padres.

La discusión anterior sugiere el algoritmo iterativo siguiente para calcular $p(x_i | e)$ para todos los nodos $X_i \in E$.⁴⁶

⁴⁶ Opus, sit pag.45

- **Datos:** Una red Bayesiana (D, P) definida sobre un conjunto de variables X a partir de un poliárbol D y un conjunto de nodos evidenciales E que toman los valores $E = e$.
- **Resultados:** Las funciones de probabilidad condicionada $p(x_i | e)$ para cada nodo $X_i \notin E$.

Etapa de Iniciación:

1. Asignar a todos los nodos evidenciales, $X_i \in E$, las funciones

- $\rho_i(x_i) = 1$ si $x_i = e_i$, o $\rho_i(x_i) = 0$ si $x_i \neq e_i$.
- $\lambda_i(x_i) = 1$ si $x_i = e_i$, o $\lambda_i(x_i) = 0$ si $x_i \neq e_i$.

(El efecto de esta asignación es reducir los valores posibles de los nodos evidenciales X_i , eliminando todos aquellos valores que la contradicen.)

2. Asignar a todos los nodos $X_i \notin E$ que no tengan padres la función $\rho_i(x_i) = p(x_i)$.

3. Asignar a todos los nodos $X_i \notin E$ que no tengan hijos la función $\lambda_i(x_i) = 1$, para todo x_i .

Etapa Iterativa:

4. Para cada nodo $X_i \notin E$:

- (a) Si X_i ha recibido los mensajes ρ de todos sus padres, calcular $\rho_i(x_i)$ utilizando (4.18).
- (b) Si X_i ha recibido los mensajes λ de todos sus hijos, calcular $\lambda_i(x_i)$ utilizando (4.22).
- (c) Si ya se ha calculado $\rho_i(x_i)$, entonces, para cada hijo Y_j de X_i tal que X_i haya recibido los mensajes λ del resto de sus hijos, calcular y enviar el mensaje $\rho_{X_i Y_j}(x_i)$ utilizando (4.26). Por tanto, si X_i ha recibido los mensajes λ de todos sus hijos, entonces, puede ya enviar todos los mensajes ρ correspondientes.

(d) Si ya se ha calculado $\lambda_i(x_i)$, entonces, para cada padre U_j de X_i tal que X_i haya recibido los mensajes ρ del resto de sus padres, calcular y enviar el mensaje $\lambda_{X_i U_j}(u_j)$ utilizando (4.29).

Análogamente al caso anterior, si X_i ha recibido los mensajes ρ de todos sus padres, entonces, ya puede enviar todos los mensajes λ correspondientes.

5. Repetir el Paso 4 tantas veces como sea necesario hasta que se calculen las funciones ρ y λ de todos los nodos $X_i \notin E$, es decir, hasta que no se produzca ningún nuevo mensaje en una iteración completa.

6. Para cada nodo $X_i \notin E$, calcular $\beta_i(x_i)$ utilizando (4.13). Estas son las probabilidades no normalizadas correspondientes a $p(x_i | e)$.

7. Para cada nodo $X_i \notin E$, calcular $p(x_i | e)$ normalizando la función $\beta_i(x_i)$, es decir, $p(x_i | e) = \beta_i(x_i)/k$, donde $k = \sum_{x_i} \beta_i(x_i)$.

Obsérvese que durante el proceso de propagación, las funciones ρ y λ de cada nodo se calculan en distintas etapas de la iteración. Por tanto, si sólo se está interesado en una variable objetivo X_i , el algoritmo puede detenerse una vez que se conozcan las funciones $\rho_i(x_i)$ y $\lambda_i(x_i)$.

La estructura de envío de mensajes utilizada en el algoritmo hace posible su implementación distribuida (paralela), en la que distintos procesadores realizan diferentes tareas simultáneas cuya combinación permite resolver el problema. Supóngase que se asocia a cada nodo de la red su propio procesador. El procesador de un nodo arbitrario, X_i , necesita conocer la siguiente información para calcular $p(x_i | e)$:

- Dos listas: una formada por los padres de X_i y otra por los hijos. Esta información es independiente de la evidencia E .

- La función de probabilidad condicionada $p(x_i|\pi X_i)$, que también es independiente de la evidencia E . Si X_i no tiene padres, entonces $p(x_i|\pi X_i) = p(x_i)$, que es la función de probabilidad marginal de X_i .
- La función $\rho_i(x_i)$, que se calcula por el procesador correspondiente al nodo X_i utilizando (4.18).
- La función $\lambda_i(x_i)$, que se calcula por el procesador asociado al nodo X_i utilizando (4.22).
- El mensaje $\rho_{U_j X_i}(u_j)$, recibido de cada uno de los padres, U_j , del nodo X_i . Este mensaje se calcula por el procesador asociado al nodo U_j , utilizando (4.26).
- El mensaje $\lambda_{Y_j X_i}(x_i)$, recibido de cada uno de los hijos, Y_j del nodo X_i . Este mensaje se calcula por el procesador asociado al nodo Y_j , utilizando (4.29).

Una vez que el procesador del nodo X_i ha recibido la información anterior, puede calcular las probabilidades no normalizadas $\beta_i(x_i)$ utilizando (4.13). Finalmente, normalizando estos valores se obtiene la función de probabilidad condicionada $p(x_i|e)$.

Por otra parte, cada procesador tiene que calcular los siguientes mensajes para enviar a sus vecinos:

- El mensaje $\rho_{X_i Y_j}(x_i)$, que es enviado a cada hijo Y_j del nodo X_i . Este mensaje se calcula por el procesador asociado al nodo X_i , utilizando (4.26).
- El mensaje $\lambda_{X_i U_j}(u_j)$, que es enviado a cada padre U_j del nodo X_i . Este mensaje se calcula por el procesador asociado al nodo X_i , utilizando (4.29).

La Figura 4.8 muestra los cálculos realizados por el procesador de un nodo arbitrario, X_i , así como los mensajes recibidos y enviados desde el nodo. Esta figura ilustra las operaciones básicas necesarias para una implementación paralela de este algoritmo.

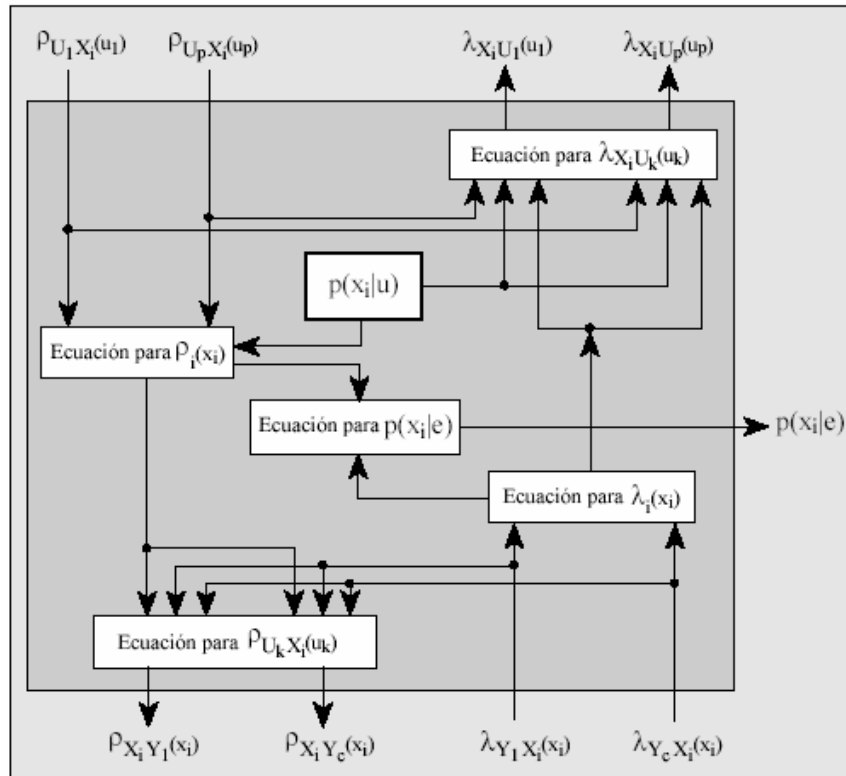


FIGURA 4.8. Cálculos realizados por el procesador de un nodo arbitrario X_i y mensajes que son recibidos y enviados a padres e hijos.⁴⁷

La complejidad del algoritmo es lineal en el número de nodos y aristas (el tamaño de la red). Por tanto, cuando una red Bayesiana tiene estructura de poliárbol, el proceso de propagación puede ser llevado a cabo de forma eficiente mediante este algoritmo.

Ejemplo 4.2 Propagación en poliárboles (I). Considérese la red Bayesiana introducida en el Ejemplo 4.1 cuyo grafo dirigido acíclico se muestra en la Figura 4.1. La función de probabilidad de la red Bayesiana puede ser factorizada según este grafo como

$$p(a, b, c, d, e, f, g) = p(a)p(b)p(c|a)p(d|a, b)p(e)p(f|d)p(g|d, e).$$

Para simplificar los cálculos se supondrá que las variables son binarias. Las funciones de probabilidad condicionada que definen el modelo se muestran en la Tabla 4.1. En primer lugar, se considera el caso de no disponer de evidencia. Por tanto, el algoritmo de propagación en poliárboles permitirá obtener las funciones de probabilidad iniciales $p(x_i)$, de todos los nodos del grafo. A

⁴⁷ Imagen tomada de E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

continuación se considera la evidencia $D = 0$ y se utiliza el mismo algoritmo para actualizar las probabilidades, es decir, para obtener las funciones de probabilidad condicionada $p(x_i | D = 0)$ para todos los nodos $X_i \neq D$.

Para ilustrar las distintas etapas del algoritmo, se describen todos los pasos realizados, siguiendo el orden alfabético de los nodos en cada paso de iteración. En el caso de no disponer de evidencia, el algoritmo consta de los siguientes pasos:

Etapas de Iniciación:

- En este caso no se aplica el primer paso de la etapa de iniciación, pues no se tiene evidencia.
- Las funciones ρ de los nodos sin padres, A, B y E , se definen como

$$\rho_A(a) = p(a), \rho_B(b) = p(b), \rho_E(e) = p(e).$$

Por tanto, a partir de los valores mostrados en la Tabla 4.1, se tiene

$$\rho_A(0) = 0.3, \rho_B(0) = 0.6, \rho_E(0) = 0.1,$$

$$\rho_A(1) = 0.7, \rho_B(1) = 0.4, \rho_E(1) = 0.9.$$

a	p(a)	b	p(b)	e	p(e)	a	b	d	p(d a,b)	d	e	g	p(g d,e)
0	0.3	0	0.6	0	0.1	0	0	0	0.40	0	0	0	0.90
1	0.7	1	0.4	1	0.9	0	0	1	0.60	0	0	1	0.10
						0	1	0	0.45	0	1	0	0.70
						0	1	1	0.55	0	1	1	0.30
a	c	p(c a)	d	f	p(f d)	1	0	0	0.60	1	0	0	0.25
0	0	0.25	0	0	0.25	1	0	1	0.40	1	0	1	0.75
0	1	0.75	0	1	0.75	1	1	0	0.30	1	1	0	0.15
1	0	0.50	1	0	0.50	1	1	1	0.70	1	1	1	0.85
1	1	0.50	1	1	0.50								

TABLA 4.1. Funciones de probabilidad condicionada de la red Bayesiana del Ejemplo 4.2.

- Las funciones λ de los nodos sin hijos, C, F y G , se definen como

$$\lambda_C(0) = 1.0, \lambda_F(0) = 1.0, \lambda_G(0) = 1.0,$$

$$\lambda_C(1) = 1.0, \lambda_F(1) = 1.0, \lambda_G(1) = 1.0.$$

La Figura 4.9 muestra las funciones ρ y λ calculadas en la etapa de iniciación. Los números indican el orden en el que se calculan las diferentes funciones.

Primer Paso de Iteración:

- *Nodo A:* Aplicando al nodo *A* las reglas dadas en la etapa de iteración del algoritmo, se tiene
 - (a) La función $\rho_A(a)$ ha sido calculada en la etapa de iniciación.
 - (b) La función $\lambda_A(a)$ no puede ser calculada, pues *A* no ha recibido el mensaje λ de ninguno de sus dos hijos, *C* y *D*.
 - (c) La función $\rho_A(a)$ ha sido calculada, pero *A* no puede enviar los mensajes $\rho_{AC}(a)$ y $\rho_{AD}(a)$ a sus hijos, ya que no ha recibido los mensajes λ de *D* y *C*, respectivamente.

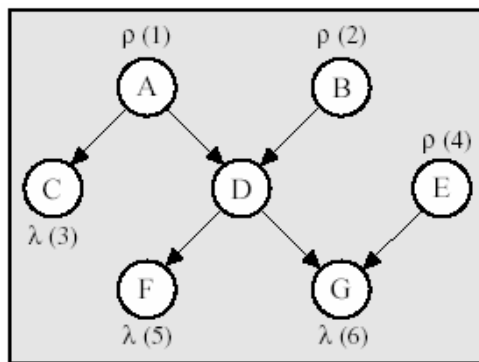


FIGURA 4.9. Etapa de iniciación del algoritmo de propagación en poliárboles.

- (d) Dado que el nodo *A* no tiene padres, no tiene que enviar ningún mensaje λ .

Por tanto, no se realiza ningún cálculo asociado al nodo *A* en esta etapa de iteración.

- *Nodo B:* Dado que el nodo *D* es el único hijo del nodo *B*, entonces se puede calcular el mensaje ρ_{BD} utilizando (4.26) y enviárselo a *D*:

$$\rho_{BD}(b) = \rho_B(b) \prod_{y_2/d} \lambda_{Y_j B}(b), \quad \text{Ec. (4.30)}$$

Donde Y_j es el hijo j -ésimo del nodo *B*. Dado que *B* sólo tiene un hijo, esta ecuación se reduce a $\rho_{BD}(b) = \rho(b)$. Por tanto, se tiene $(\rho_{BD}(0), \rho_{BD}(1)) = (0.6, 0.4)$.

- *Nodo C:* Dado que *A* es el único padre del nodo *C*, se puede calcular y enviar el mensaje λ_{CA} utilizando (4.29). En este caso se tiene

$$\lambda_{CA}(a) = \sum_c \lambda_C(e)p(c/a), \quad \text{Ec (4.31)}$$

Que implica

$$\begin{aligned} \lambda_{CA}(0) &= \lambda_C(0)p(C=0|A=0) + \lambda_C(1)p(C=1|A=0) \\ &= 1 \times 0.25 + 1 \times 0.75 = 1.00. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \lambda_{CA}(1) &= \lambda_C(0)p(C=0|A=1) + \lambda_C(1)p(C=1|A=1) \\ &= 1 \times 0.5 + 1 \times 0.5 = 1.00. \end{aligned}$$

- *Nodo D*: En esta etapa no se realiza ningún cálculo asociado al nodo *D*, pues éste no ha recibido ningún mensaje de sus padres e hijos.
- *Nodo E*: Como *G* es el único hijo del nodo *E*, se puede calcular y enviar el mensaje $\rho_{EG}(e)$ utilizando (4.26). Procediendo de la misma forma que para el nodo *B*, se obtiene $\rho_{EG}(e) = \rho(e)$. Por tanto, $(\rho_{EG}(0), \rho_{EG}(1)) = (0.1, 0.9)$.
- *Nodo F*: La situación del nodo *F* es similar a la del nodo *C*. En este caso se tiene

$$\lambda_{FD}(d) = \sum_f \lambda(f)p(f/d), \quad \text{Ec. (4.32)}$$

Es decir, $(\lambda_{FD}(0), \lambda_{FD}(1)) = (1.0, 1.0)$.

- *Nodo G*: El nodo *G* tiene dos padres, *D* y *E*; además la función $\lambda_G(g)$ fue calculada en el paso de iniciación, y *G* ha recibido el mensaje ρ del nodo *E*. Por tanto, el nodo *G* puede calcular y enviar el mensaje λ a su otro padre, *D*. Utilizando (4.29) se tiene

$$\lambda_{GD}(d) = \sum_g \lambda_G(g) \sum_e p(g/d, e) \rho_{EG}(e), \quad \text{Ec. (4.33)}$$

Que implica

$$\begin{aligned}
\lambda_{GD}(0) &= \lambda_G(0) \sum_e p(G=0|D=0, e) \rho_{EG}(e) \\
&\quad + \lambda_G(1) \sum_e p(G=1|D=0, e) \rho_{EG}(e) \\
&= 1.0 \times (0.9 \times 0.1 + 0.7 \times 0.9) \\
&\quad + 1.0 \times (0.1 \times 0.1 + 0.3 \times 0.9) = 1.0.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\lambda_{GD}(1) &= \lambda_G(0) \sum_e p(G=0|D=1, e) \rho_{EG}(e) \\
&\quad + \lambda_G(1) \sum_e p(G=1|D=1, e) \rho_{EG}(e) \\
&= 1.0 \times (0.25 \times 0.1 + 0.15 \times 0.9) \\
&\quad + 1.0 \times (0.75 \times 0.1 + 0.85 \times 0.9) = 1.0.
\end{aligned}$$

Por tanto, se obtiene el mensaje $(\lambda_{GD}(0), \lambda_{GD}(1)) = (1.0, 1.0)$.

La Figura 4.10 muestra el orden en el que las funciones y mensajes ρ y λ han sido calculadas en el primer paso de iteración. Todas las funciones correspondientes a la etapa anterior se muestran con menor intensidad para distinguirlas de las nuevas funciones.

Segundo Paso de Iteración:

- *Nodo A*: El nodo *A* tiene dos hijos, *C* y *D*. La función $\rho_A(a)$ ya ha sido calculada y el nodo *A* ha recibido el mensaje λ del nodo

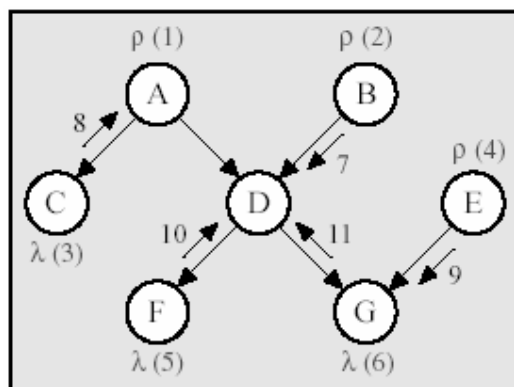


FIGURA 4.10. Primer paso de iteración del algoritmo de propagación en poliárboles.

C. Entonces, se puede calcular el mensaje ρ y enviárselo al nodo *D* utilizando (4.26):

$$\rho_{AD}(a) = \rho_A(a)\lambda_{CA}(a). \quad \text{Ec. (4.34)}$$

Por tanto, se tiene $(\rho_{AD}(0), \rho_{AD}(1)) = (0.3, 0.7)$.

- Los nodos B y C no han recibido los mensajes de los nodos D y A , respectivamente. Por tanto, no se puede efectuar ningún cálculo asociado a los nodos B y C en este paso de la iteración.
- *Nodo D* : El nodo D ha recibido los mensajes ρ de sus dos padres A y B . Por tanto, puede calcularse $\rho_D(d)$ utilizando (4.18):

$$\rho_D(d) = \sum_{a,b} p(d | a, b) \rho_{AD}(a) \rho_{BD}(b).$$

Por ejemplo, para $D = 0$ se tiene

$$\begin{aligned} \rho_D(0) &= p(D=0 | A=0, B=0) \rho_{AD}(0) \rho_{BD}(0) \\ &\quad + p(D=0 | A=0, B=1) \rho_{AD}(0) \rho_{BD}(1) \\ &\quad + p(D=0 | A=1, B=0) \rho_{AD}(1) \rho_{BD}(0) \\ &\quad + p(D=0 | A=1, B=1) \rho_{AD}(1) \rho_{BD}(1) \\ &= 0.4 \times 0.3 \times 0.6 + 0.45 \times 0.3 \times 0.4 \\ &\quad + 0.6 \times 0.7 \times 0.6 + 0.3 \times 0.7 \times 0.4 = 0.462 \end{aligned}$$

De forma similar, para $D = 1$ se tiene $\rho_D(1) = 0.538$. Además, el nodo D ha recibido el mensaje λ de sus dos hijos, F y G . Esto implica que $\lambda_D(d)$ puede ser calculado utilizando (4.22):

$$\lambda_D(d) = \lambda_{FD}(d) \lambda_{GD}(d),$$

Obteniéndose $(\lambda_D(0), \lambda_D(1)) = (1.0, 1.0)$.

Como el nodo D ha recibido los mensajes de todos sus padres e hijos, entonces puede enviar todos los mensajes ρ y λ a sus padres e hijos. Por ejemplo, utilizando (4.26) se pueden calcular los mensajes $\rho_{DF}(d)$ y $\rho_{DG}(d)$ de la forma siguiente:

$$\rho_{DF}(d) = \rho_D(d) \lambda_{GD}(d),$$

$$\rho_{DG}(d) = \rho_D(d) \lambda_{FD}(d).$$

De forma similar, utilizando (4.29) se pueden calcular los mensajes $\lambda_{DA}(a)$ y $\lambda_{DB}(b)$ de la forma siguiente:

$$\lambda_{DA}(a) = \sum_d \lambda_D(d) \sum_b p(d/a, b) \rho_{BD}(b),$$

$$\lambda_{DB}(b) = \sum_d \lambda_D(d) \sum_a p(d/a, b) \rho_{AD}(a), \quad \text{Ec. (4.35)}$$

Los valores numéricos correspondientes a estos mensajes se muestran en la Figura 4.11.

- El nodo E no ha recibido el mensaje λ de su hijo G . Por tanto, no se puede realizar ningún cálculo con este nodo.
- *Nodo F* : El nodo F ha recibido el mensaje $\rho_{DF}(d)$ de su único padre, D . Por tanto, puede calcular la función $\rho_F(f)$:

$$\rho_F(f) = \sum_d p(f/d) p_{DF}(d),$$

Obteniéndose $(\rho_F(0), \rho_F(1)) = (0.531, 0.469)$.

- *Nodo G* : El Nodo G ha recibido los dos mensajes ρ de sus dos padres, D y E . Por tanto, se puede calcular la función $\rho_G(g)$ utilizando (4.18):

$$\rho_G(g) = \sum_{d,e} p(g/d, e) p_{DG}(d) \rho_{EG}(e).$$

Por otra parte, la función $\lambda_G(g)$ también ha sido calculada. Por tanto, se puede calcular y enviar el mensaje λ al nodo E . Utilizando (4.29) se tiene:

$$\lambda_{GE}(e) = \sum_g \lambda_G(g) \sum_d p(g/d, e) \rho_{DG}(d).$$

La Figura 4.11 muestra el orden en que se calculan y envían las funciones y mensajes en el paso de iteración anterior.

Procediendo de la misma forma que en los pasos anteriores, en el último paso de iteración se calculan las funciones y mensajes siguientes: $\lambda_A(a)$,

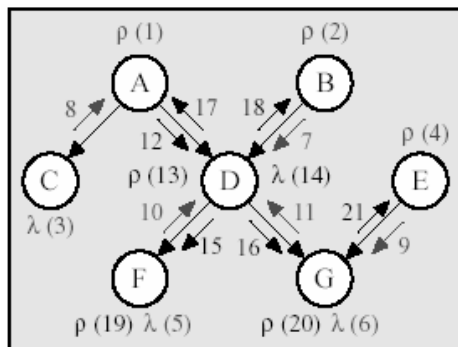


FIGURA 4.11. Segundo paso de iteración del algoritmo de propagación en poliárboles.

$\rho_{AC}(a)$, $\lambda_B(b)$, $\rho_C(c)$ y $\lambda_E(e)$. La Figura 4.12 ilustra este último paso de la etapa de iteración del algoritmo. En esta figura puede comprobarse que todos los mensajes han sido enviados y todas las funciones ρ y λ han sido calculadas. Por tanto, la etapa de iteración del algoritmo ha sido completada.

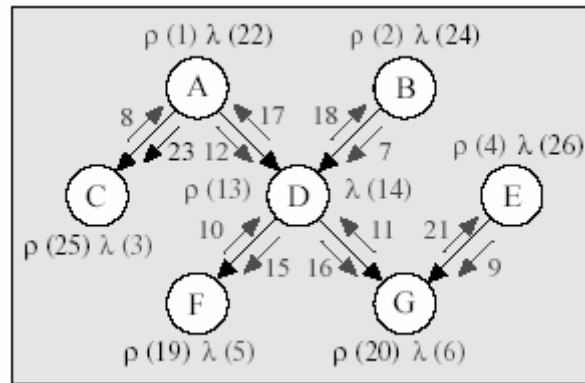


FIGURA 4.12. Último paso de iteración del algoritmo.

- En la Etapa 6 del algoritmo se calculan las funciones β . Dado que en este caso no se tiene evidencia, las funciones y mensajes λ son constantes para todos los nodos. Por tanto, en este caso $\beta_i(x_i) = \rho_i(x_i)$ para todos los nodos X_i .
- En la última etapa del algoritmo se obtienen las funciones de probabilidad marginal, $p(x_i)$, normalizando las correspondientes funciones $\beta(x_i)$. Sin embargo, en este caso las funciones β ya están normalizadas, por lo que no es necesario realizar ningún proceso de normalización. Este hecho se muestra en la Figura 4.13, que contiene los valores numéricos de todas las funciones y mensajes calculados en el proceso de propagación.

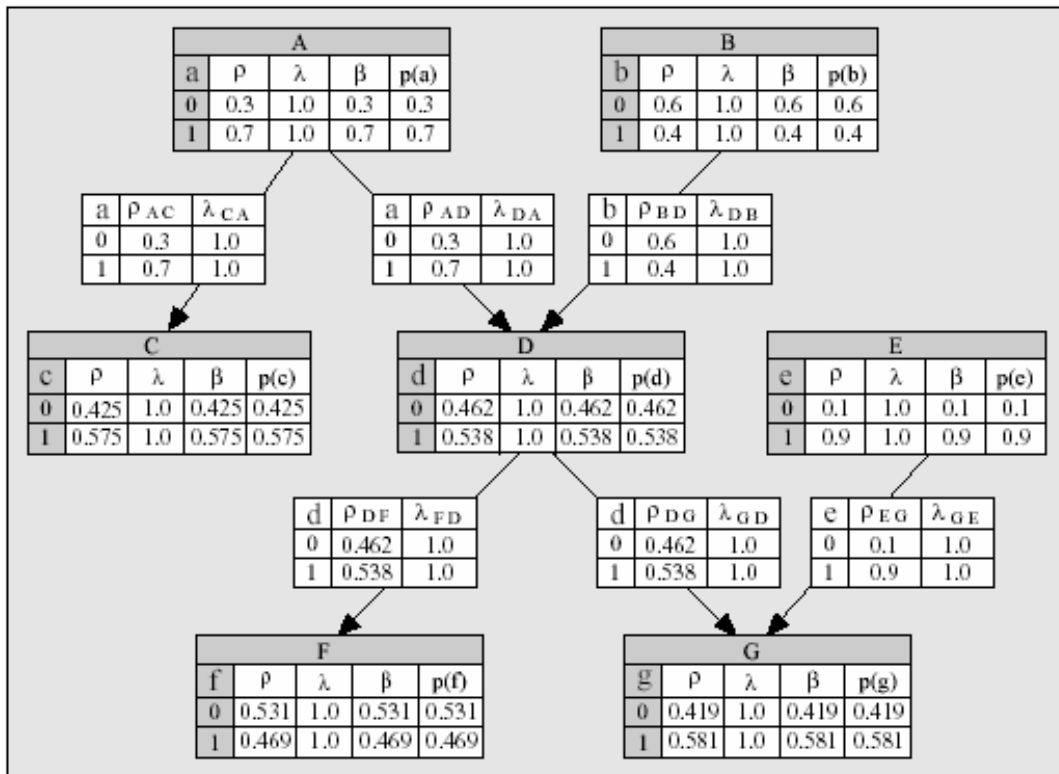


FIGURA 4.13. Valores numéricos de los mensajes y funciones calculados por el algoritmo de propagación en poliárboles cuando no se dispone de evidencia⁴⁸.

Obsérvese que cuando no se dispone de evidencia, todas las funciones y mensajes λ (ver ecuaciones (4.22) y (4.29)) toman el valor 1. Por tanto, en este caso no es necesario calcular estas funciones y mensajes. Sin embargo, cuando se dispone de evidencia, los mensajes λ propagan la información basada en esta evidencia de padres a hijos.

⁴⁸ Imagen tomada de E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

CAPITULO V

ARRITMIAS CARDIACAS, CONCEPTOS, DESCRIPCION E IDENTIFICACION.

5.1 ANATOMIA Y FISIOLOGIA

Para comprender la fisiología y fisiopatología cardiaca, deberíamos partir de un enfoque morfológico, de indudable importancia pero en este caso vamos a iniciar el estudio de cardiología, sin abundar en detalles que se quedan para los textos de las materias correspondientes.⁴⁹

La función cardiaca y su posible deterioro no pueden tampoco ser comprendidos fácilmente sin una revisión de los aspectos anatómicos y filológicos del corazón.

El corazón es un órgano muscular cuyo único fin es bombear sangre hacia y desde todos los órganos del cuerpo. Considerando su tamaño, no mayor que el puño cerrado, el trabajo que realiza es enorme.

Naturalmente, el corazón no podría realizar esta tarea sin un medio para distribuir la sangre a través del cuerpo. Esto se realiza mediante los vasos sanguíneos, algunos de los cuales denominan arterias y otras venas.

La vista del interior del corazón muestra que contiene cuatro cámaras separadas y distintas. Las cámaras pueden contraerse y relajarse a medida que expelen la sangre, para luego llenarse nuevamente.

El corazón posee una notable capacidad de latir rítmicamente. Un corazón saludable late aproximadamente 100 mil veces al día y bomba alrededor de cinco cuartos de galón de sangre por minutos o 75 galones por hora. Con cada latido, su ritmo uniforme envía sangre rica en oxígeno y nutrientes a todas las células del cuerpo.⁵⁰

⁴⁹ Vélez A. Hernan "FUNDAMENTOS DE MEDICINA" Cardiología, Quinta Edición, 1997.

⁵⁰ Vélez A. Hernan "FUNDAMENTOS DE MEDICINA" Manual de Electrocardiología, Cuarta Edición, 1996

El corazón posee su propio sistema de conducción eléctrica. Ciertos tejidos especiales emiten señales eléctricas que viajan a lo largo de las vías de conducción del corazón cada vez que éste late.

El nodo Sinoauricular (SA) es el marcapaso natural del corazón, situado en la cámara superior derecha (aurícula derecha). El nodo SA produce impulsos eléctricos muy pequeños que varían en frecuencia según las necesidades del cuerpo de sangre.

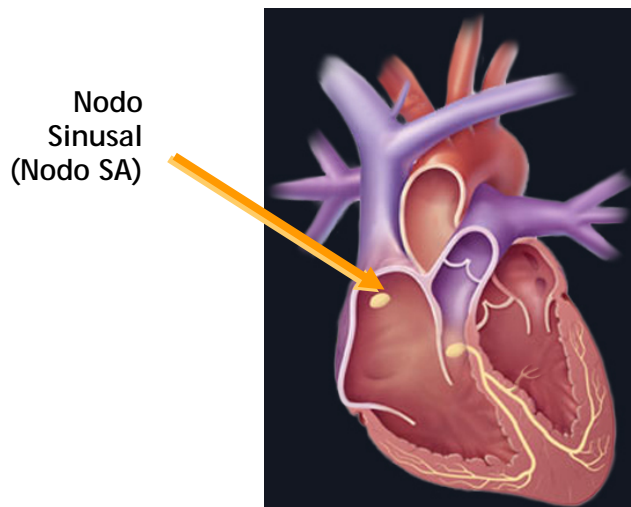


FIGURA 5.1: nodo sinusal dispara normalmente de 60-100 veces por minuto

Durante el reposo (en personas promedio), el nodo SA inicia por lo general entre 60 y 80 latidos cardiacos por minuto. También responde cuando se necesitan frecuencias cardíacas más rápidas. Si esta haciendo ejercicio o se encuentra bajo un estímulo emocional, el cuerpo requerirá de una circulación de sangre mayor. Un nodo SA saludable responderá a estos cambios del cuerpo, y aumentara la frecuencia cardiaca según corresponda.

Una vez que el impulso eléctrico sale del nodo SA, viaja a través de la mitad superior del corazón, haciendo que se contraigan las aurículas, hasta llegar a un punto de unión llamado nodo Auriculoventricular o nodo AV. De allí el impulso viaja por las vías de conducción que recorren la mitad inferior del corazón y hace que los ventrículos se contraigan. Esta sincronía de contracciones impulsa la sangre fuera del corazón para que viaje a través del cuerpo.

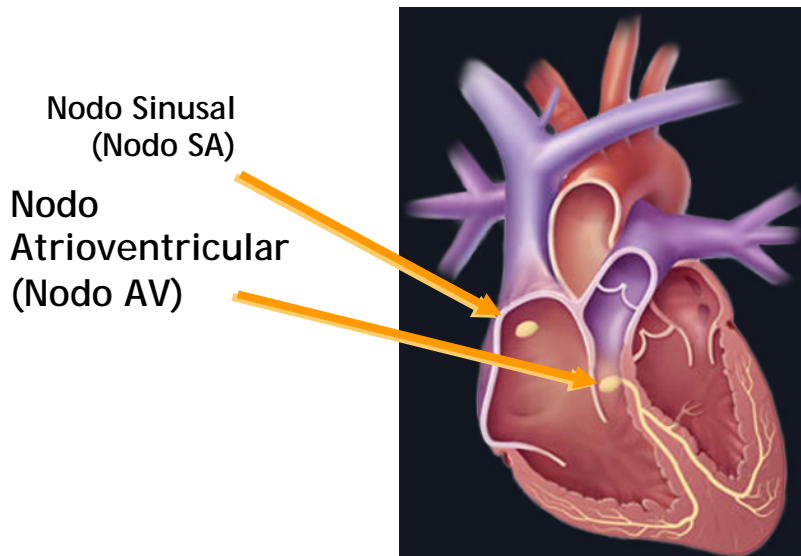


FIGURA 5.2: Línea de conducción, Nodo AV (atrioventricular)

Para que el corazón funcione debidamente, el impulso emitido por el nodo SA pasa en primer lugar a través de las aurículas, haciendo que éstas se contraigan. Luego, el mismo impulso pasa a través de los ventrículos y también provoca su contracción. Sin embargo, el impulso debe seguir un trayecto más complejo que el ya mencionado. Dicho trayecto comprende otras partes del sistema de conducción eléctrica cardiaca que se explica a continuación.

Después de atravesar las aurículas, el impulso eléctrico es conducido a otra superficie de tejido especializado, situado cerca del septo en el que se juntan las aurículas y los ventrículos.

El nodo AV es la unión a través de la cual normalmente pasan los impulsos antes de ser conducidos a los ventrículos. En determinadas condiciones, el nodo AV contribuye a regular el ritmo ventricular. El ritmo de los impulsos que llegan a las aurículas (ya se originados en el nodo SA o en los pulsos ectópicos cualquier pulso eléctrico que no viene del nodo sinusal) es extremadamente alto, el nodo AV no permite que pasen todos los impulsos, asegurando a sí un ritmo ventricular más lento.

Los impulsos se desplazan desde el nodo SA hasta el nodo AV a través de trayectos especializados denominados tractos internodales. Al mismo tiempo, el impulso activa la pared auricular, que posteriormente se contrae y expulsa sangre hacia los ventrículos, que en ese momento se encuentran relajados.

Una vez el nodo AV ha permitido el paso del impulso, dicho impulso ingresa a un “haz” de fibras especializadas que baja por el tabique interventricular. Allí, este haz se divide y forma ramas de haces. A su vez, estas ramas se dividen sucesivamente y, finalmente, terminan en el miocardio ventricular. Esta conexión con las paredes ventriculares proporciona un trayecto al impulso; al llegar el impulso, ocurre la contracción ventricular.

El haz de fibras, que comienza cerca del nodo AV, recibe el nombre de haz de His. El haz de His se divide en dos ramas de haces e individualmente rama izquierda y rama de Haz Derecha.

Cada rama de haces se subdivide en fibras que se adhieren al miocardio ventricular y que se denominan fibras de Purkinje.

Para comprender mejor por qué la función eléctrica correcta del corazón es importante, debemos hablar del Gasto Cardíaco, el gasto cardíaco es el volumen de sangre existente en el cuerpo en cualquier momento dado, el volumen de sangre de una persona es variable. Por ejemplo, cuando alguien transpira excesivamente por correr, parte del fluido de la sangre se elimina y pasa a formar parte de la transpiración. A menos que se beba una cantidad de agua suficiente para compensar la pérdida, el volumen de sangre disminuirá. Existen otros factores que son más pertinentes al estudio que nos ocupa. Se trata del ritmo cardíaco y del volumen sistólico (volumen de sangre expulsado por el ventrículo izquierdo).

Para nuestro análisis, supondremos que la persona o personas que empleamos como ejemplo están incluidas en las definiciones normales. Además, a medida que discutimos diversos problemas cardíacos, supondremos que no existen otra enfermedad o condición que pueda modificar la situación.

La secuencia de eventos que hace que la sangre ingrese a las aurículas, pase por los ventrículos y finalmente sea expulsada es la siguiente: Las aurículas se relajan y la sangre fluye al interior de las mismas. Cuando se contraen, los ventrículos se relajan y la sangre fluye desde las aurículas hacia los ventrículos. Luego los ventrículos se contraen y la sangre es bombeada hacia las arterias y a todo el cuerpo.

Con un ritmo cardiaco lento, esta secuencia se mantiene pero el corazón late con menor frecuencia. Cuando el ritmo comienza a disminuir, el corazón inicialmente compensa el ritmo menor y mantiene un gasto cardíaco adecuado. Sin embargo, si el ritmo continúa descendiendo, con el tiempo alcanza un punto en el que el gasto cardíaco adecuado se reduce y ya no se considera normal para esa persona.

La señal de la conducción eléctrica del corazón podría fallar por varias razones. Es posible que exista un efecto hereditario que haya afectado el ritmo cardíaco. Ciertas enfermedades o ciertos medicamentos cardíacos podrían interrumpir el funcionamiento normal de los ritmos naturales del corazón. El tejido conductor del corazón podría perder parte de su capacidad para transmitir impulsos eléctricos, debido al proceso de envejecimiento. A veces los ataques cardíacos dejan cicatrices que impiden la conducción de señales eléctricas a través del corazón. Cualquiera de estas causas podría producir como resultado una condición conocida como ARRITMIAS.⁵¹

5.2 EL ELECTROCARDIOGRAMA

Para comprender mejor la presencia de Arritmias Cardíacas debemos comenzar por conocer como se determinan éstas.

Ya hemos visto la importancia que tiene el estado del Gasto Cardíaco en todas las personas. Debido a esa importancia, hay parámetros que pueden ser medidos y que son detectados aun con los menores cambios que se producen en la condición del paciente, que podrían ser tratados antes de que originen problemas graves.

Estos parámetros son capturados por el electrocardiograma, que consiste en una presentación gráfica de la actividad eléctrica del corazón. Dado que los cambios del ritmo cardíaco pueden poner en peligro la actividad del corazón, la monitorización eléctrica del corazón permite detectar señales de advertencia de alteraciones severas del ritmo, así como las propias alteraciones.

⁵¹ Dubin Dale "ELECTROCARDIOGRAFÍA PRACTICA", Trazado e Interpretación, Tercera Edición, 1976.

De forma sencilla se dice que el electrocardiograma es un registro de la función del corazón (actividad eléctrica) y suele designarse por las letras ECG, y nos da una información muy útil acerca de la función del corazón.

La monitorización se lleva a cabo mediante el uso de cables, que son alambres aislados o conductores. Un extremo del cable se adhiere a la piel del pecho del paciente mediante una almohadilla viscosa conductora denominada "electrodo". El otro extremo se enchufa a un conductor que se encuentra conectado a una máquina denominada "monitor cardiaco".

Cuando el corazón funciona, su actividad genera cargas eléctricas que se emiten y transmiten a través de los tejidos del cuerpo hasta la superficie de la piel. Una vez allí, pasan a los electrodos, atraviesan el cable y el conductor, y llegan al monitor. Los circuitos internos permiten ver un electrocardiograma, que es una representación gráfica de la actividad eléctrica del corazón. Según el tipo de dispositivo de monitorización que se utilice, dicha representación puede consistir en un registro impreso en papel o proyectado en una pantalla. Sólo el papel del electrocardiograma proporciona un registro permanente de la actividad eléctrica.

La tira de papel cuadriculado constituye un registro permanente de la actividad cardiaca. El electrocardiograma registra los impulsos eléctricos que estimulan el corazón y producen su contracción.

En este proyecto analizaremos cualquiera de las configuraciones de conexión de electrodos al pecho del paciente. Al colocar los electrodos sobre el pecho, deben de ser de modo que el monitor pueda seguir el flujo de electricidad en el corazón.

El registro de papel de electrocardiograma de 12 electrodos imprime los registros en papel de electrocardiograma y es necesario asegurar que el trazado de cada electrodo esté marcado con la identificación correspondiente. Cada sistema de monitorización de electrocardiograma (el sistema de 12 electrodos) cuenta con un método para regular el tamaño o "ganancia" del trazado de electrocardiograma. Por lo general, el sistema de monitorización o electrocardiógrafo se ajusta a una "ganancia" de 1 mV. Esto significa que el trazado del electrocardiograma del paciente se mide en relación a una referencia de 1 mV (milivoltio) de electricidad, lo que constituye un modo normalizado de evaluar los electrocardiogramas. Cuando se imprime el

trazado, el papel debe salir de la máquina a una velocidad preestablecida (25 milímetros por segundo), la mayoría de electrocardiogramas tienen ajustes de ganancia y velocidad, para este estudio se utilizará las ganancias y velocidad preestablecidas.⁵²

Ahora veremos las características del papel de electrocardiograma:

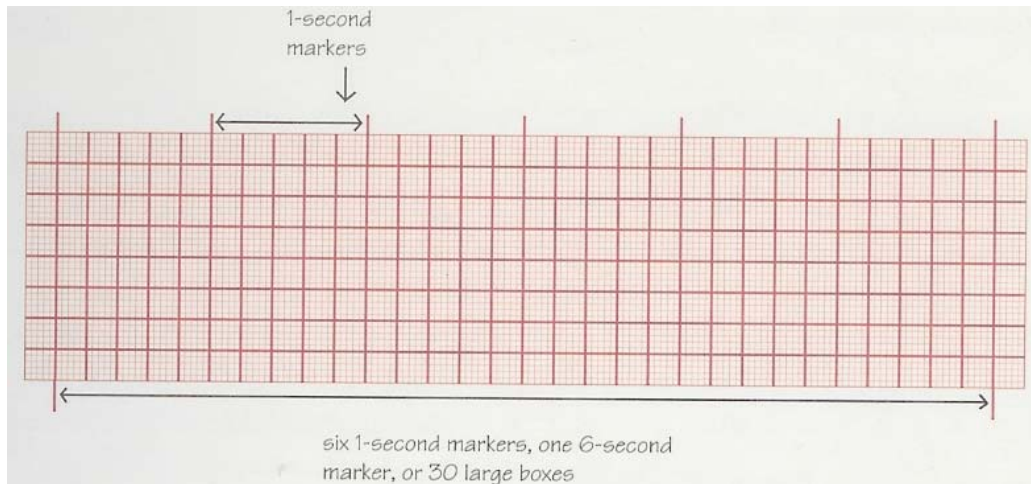


FIGURA 5.3: Papel de Electrocardiograma

El trazado que muestra en este papel es siempre el mismo. El papel del electrocardiograma posee una característica que no es entendible en la ilustración. La mayor parte de los papeles de este tipo están compuestos por varias capas delgadas sobre una base de papel oscuro. El trazado que aparece en el papel del electrocardiograma es fundido sobre la superficie de cera del papel por un punzón caliente del electrocardiógrafo. Por consiguiente, el trazado a menudo no se imprime, sino que fija térmicamente sobre el papel. Los dos componentes de la cuadrícula que se indican a continuación siempre se representan de la misma forma:

El tiempo de cada forma de onda: Está representada por el eje horizontal de la cuadrícula.

El voltaje o amplitud registrada durante ese tiempo: Está representado por el eje vertical de la cuadrícula.

⁵² Medtronic "Manual de Entrenamiento de ECG", Medtronic Company 2003.

Si se remite nuevamente a la muestra en blanco del papel de electrocardiograma, verá que en la cuadrícula hay líneas “gruesas” y líneas “finas”. Estas líneas forman pequeños cuadrados (1mm de largo) que están contenidos dentro de los cuadrados más grandes formados por las líneas gruesas. Hay cinco cuadrados pequeños dentro de cada par de líneas gruesas, tanto horizontal como verticalmente. En dirección horizontal, cada uno de estos cuadrados representa 40 ms (milisegundos). Esto puede expresarse como “cuarenta milisegundos” (40 ms) o “cero como cero cuatro segundos” (0.04 s)

$$1 \text{ ms} = 0.001 \text{ segundos} = 1/1000 \text{ segundos.}$$

$$1 \text{ s} = 1000 \text{ ms}$$

Dado que $1 \text{ ms} = 0.0001 \text{ s}$, las expresiones “cuarenta milisegundos” y “cero como cero cuatro segundos” son equivalentes. Las mismas se utilizan según la preferencia y la costumbre. Sin embargo, la mayoría de los médicos emplean “milisegundos”, por lo que aquí emplearemos dichas unidades.

Debido a que hay cinco cuadros pequeños entre las líneas gruesas, cada uno de los cuadrados grandes representan 200 ms ($40\text{ms} \times 5 \text{ cuadros} = 200 \text{ ms}$) Verticalmente, los cuadrados pequeños representan 0.1 mV (milivoltios) de electricidad. Estos cuadrados verticales indican el voltaje de la forma de onda y cada cuadrado grande representa 0.5 mV ($0.1 \text{ mV} \times 5 \text{ cuadros} = 0.5 \text{ mV}$).

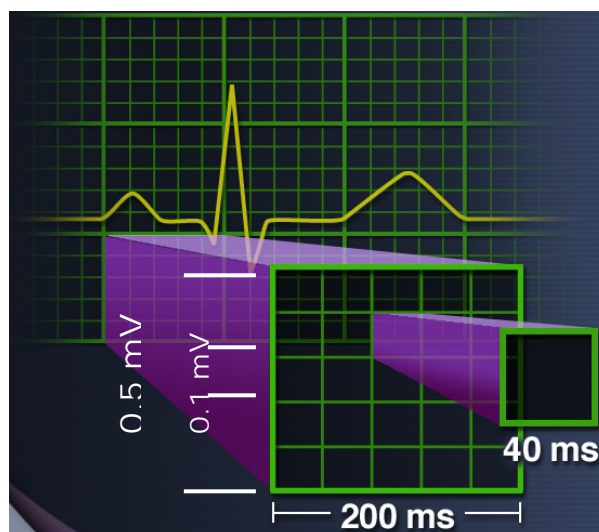


FIGURA 5.4: Medidas del papel del electrocardiograma

El papel del electrocardiograma está diseñado para medir pequeñas unidades de tiempo, ya que para interpretar correctamente un electrocardiograma se

requiere mediciones precisas. Como se verá, uno de los factores utilizados para identificar ciertos ritmos cardíacos es la cantidad de tiempo requerida para completar actividad eléctrica asociada a los distintos segmentos del electrocardiograma.

El ECG estándar consiste de 12 derivaciones diferentes que se usan para obtener un cuadro completo de la actividad eléctrica del corazón. Seis de estas se denominan derivaciones de las extremidades (I, II, III, aVr, aVI, aVf), las cuales registran la actividad eléctrica del corazón en el plano frontal. Las seis derivaciones restantes son llamadas derivaciones precordiales o torácicas (V1 a V6), las cuales registran la actividad eléctrica del corazón en el plano horizontal.

Las derivaciones I, II, III, se conocen como bipolares porque cada una de ellas tiene dos electrodos un positivo y uno negativo que registran simultáneamente las fuerzas eléctricas del corazón que se dirigen hacia las dos extremidades.

Derivación I, registra la actividad eléctrica entre el brazo derecho y el izquierdo; Derivación II, registra la actividad eléctrica entre el brazo derecho y la pierna izquierda; y la Derivación III, registra la actividad eléctrica entre el brazo izquierdo y la pierna izquierda.

Las derivaciones aVr, aVI, aVf, registran la diferencia de potencial eléctrico entre las extremidades y el centro del corazón. Estas derivaciones se llaman unipolares porque utilizan un solo electrodo para el registro; el centro del corazón es siempre neutro. Por tanto, el electrodo que se usa en cada derivación es positivo. Estas derivaciones también se llaman aumentadas porque la amplitud de los complejos está aumentada en un 50% con relación a la de los complejos de las derivaciones estándar de las extremidades. Este hecho las hace más fáciles de analizar.⁵³

Derivaciones V1 a V6 miden la diferencia de potencial eléctrico entre un electrodo precordial y una terminal central. El electrodo precordial usado en

⁵³ Dr. Mario Testelli. "ECG Interpretación Clínica"; Facultad de Medicina, Universidad Nacional Autónoma de México. Editorial El Manual Moderno, S.A. de C.V. México, D.F.

cada derivación V es positivo. La colocación de las derivaciones precordiales ofrece una buena imagen de la actividad eléctrica de los ventrículos. Las derivaciones V1 y V2 se llaman precordiales derechas; las derivaciones V3 y V4 reciben el nombre de precordiales intermedias y las V5 y V6 precordiales izquierdas.

En el mayor de los casos para el monitoreo cardiaco continuo se emplea una sola derivación, siendo las mas utilizadas la derivación II, la precordial 1 modificada y la precordial 6 modificada.

La derivación II, es especifica para el monitoreo del ritmo cardiaco. Las ondas P se observan con claridad. Pero en ocasiones es imposible identificar entre un bloqueo de rama y una extrasístole ventricular.

La derivación precordial 1 modificada MCL1 varía de V1 por ser bipolar; ofrece mas ventajas diagnósticas que la derivación II porque distingue entre una ectopia ventricular izquierda y una derecha, identifica bloqueos de rama izquierda y derecha, revela claramente las ondas P, que por lo general, se ven mejor en una derivaron precordial derecha.

La derivación precordial 6 modificada MCL6, es una derivación bipolar parecida a V6 que complementa la información que MCL1 cuando ésta no ofrece todo lo necesario para una evaluación correcta de la función cardiaca del paciente.⁵⁴

Se debe tomar en cuenta que el monitoreo mediante una sola derivación aunque es práctico y conveniente no basta, a veces se necesita un ECG de 12 derivaciones estándar para esclarecer el diagnóstico.⁵⁵

⁵⁴ Opus sit, pag 70

⁵⁵ En el sistema experto ya que son arritmias las que identificará, puede ser utilizada cualquier derivación; por lo tanto, la derivación a utilizar en el módulo de captura de datos del electrocardiograma será aquella en la cual se muestre más claramente la gráfica de la señal y el sistema no identificará tal derivación.

5.3 PRESENTACION NORMAL DE LA ACTIVIDAD ELECTRICA DEL CORAZON Y SU TRAZO DE ELECTROCARDIOGRAMA.

Ahora que conocemos el papel de electrocardiograma, analicemos la interpretación de dicho estudio.

El proceso normal de despolarización/repolarización de todas las células cardíacas presenta en el monitor o el papel de electrocardiograma un trazado de forma de onda claro y reconocible. Dicha forma de onda es como sigue:

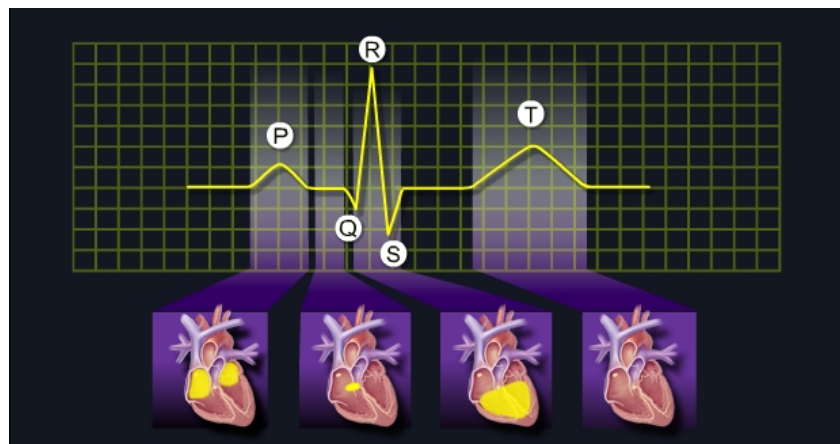


FIGURA 5.5: Reconocimiento de ondas del corazón, Onda P, Q, R, S, línea isoelectrica basal y onda T.

Como puede verse en esta ilustración, se han elegido las letras P, Q, R, S y T Para identificar los diversos segmentos de esta forma de onda. La letra P designa la deflexión o “loma” que se muestra inmediatamente debajo de dicha letra. Lo mismo ocurre con la letra T. El grupo de letras QRS se refiere a la deflexión más abrupta, que es una combinación de las ondas Q, R y S.

Es importante notar que hay una línea de base que recorre totalmente el trazo del electrocardiograma, y que se denomina línea isoelectrica.

La línea isoelectrica indica el nivel en que no existe ninguna actividad eléctrica o polarización celular.

Analizaremos ahora cada letra y el correspondiente segmento de la onda.

5.3.1 ONDA P

Según la dirección del flujo de electricidad y de acuerdo con el electrodo empleado, la deflexión en el electrocardiograma puede ser positiva, negativa o bifásica. La onda P generalmente constituye el primer segmento saliente y redondeado de la onda que precede al segmento QRS. La onda P indica la descarga de electricidad del nodo SA y la despolarización (contracción) de todas las células auriculares en una dirección que sigue el flujo de electricidad normal esperado del nodo AV. Si se observa el complejo o segmento compuesto, se notará que la línea isoelectrónica se hace visible entre la onda P y el comienzo del complejo QRS.

5.3.2 INTERVALO PR

El tiempo que transcurre desde el comienzo de la onda P hasta el Principio del complejo QRS se denomina intervalo PR, y representa la cantidad de tiempo que el impulso original tarda en avanzar desde el nodo SA y atravesar las aurículas y el nodo AV. Dicho período debería ser de 120ms a 200ms, o bien entre 3 y 5 cuadrados pequeños del papel de electrocardiograma.

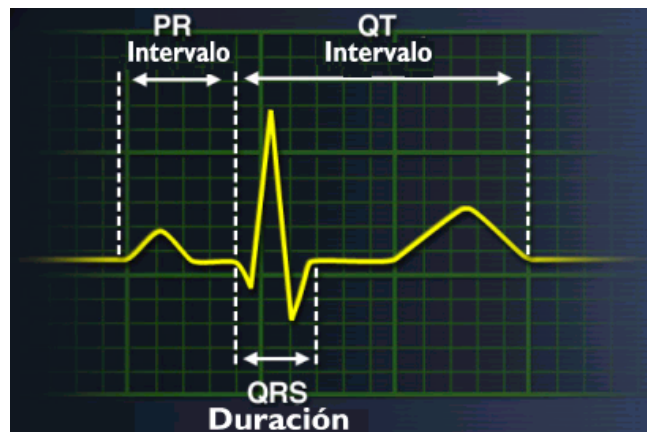


FIGURA 5.6: Reconocimiento de segmentos del corazón, segmento PR, duración QRS, e intervalo QT.

Este tiempo incluye una demora en la conducción que se produce en el nodo AV. Se trata de una demora intencional para que los ventrículos puedan llenarse adecuadamente como resultado de la contracción auricular. Sin esta demora, los ventrículos se contraerían demasiado pronto, no se llenarían por completo y el gasto cardíaco sería menor.

Nótese que el intervalo PR se define como aquel que comienza al iniciarse la onda P y que finaliza al iniciarse la onda Q, aunque no se denomina PQ . Esto se debe a que la onda Q a veces no está presente y el intervalo se extiende en realidad hasta la onda R. Por esta razón resulta mejor considerar al intervalo PR como el tiempo que transcurre desde la iniciación de la onda P hasta la iniciación del complejo QRS, independientemente de las ondas que estén presentes en el complejo QRS.

5.3.3 COMPREJO QRS

El complejo QRS normalmente se compone de tres ondas – Q, R y S – que indican la despolarización ventricular. Este complejo no contiene siempre las tres ondas. Puede hallarse ritmos con la onda Q, con la onda S, o bien sin ambas. Cuando la monitorización se lleva a cabo con una configuración de tres electrodos, la onda Q normalmente es negativa, la onda R es positiva y la onda S es negativa.

La duración del complejo QRS es normalmente de 60 ms a 120 ms. Es interesante notar que la repolarización auricular se produce al mismo tiempo que la despolarización ventricular. El Segmento que indica la repolarización auricular no puede verse debido a que es superado por el segmento que indica la despolarización ventricular, cuyo voltaje es mayor.

5.3.4 LA ONDA T

La onda T alude a la repolarización ventricular y, por lo general, Tiene deflexión positiva. La forma de onda que hemos analizado es la que se considera normal. De acuerdo con la terminología de la estimulación, se dice que tiene una morfología normal.

5.3.5 SEGMENTO ST

Un segmento S-T normal posee las siguientes características, su ubicación se extiende donde termina la onda S hasta el comienzo de la onda T con una duración que no suele medirse. Casi siempre isoeléctrico (sobre la línea base), puede variar ligeramente, pero lo común no mayor de 1mm.

5.3.6 INTERVALO Q-T

La ubicación de este intervalo es entre el comienzo del complejo QRS hasta el final de la onda T. Incluye el complejo QRS, el segmento S-T y la onda T. Con una duración que varía según la edad, sexo y frecuencia cardíaca. Pero por regla general el intervalo Q-T no puede ser mayor que la mitad de la longitud del intervalo R-R si el ritmo es regular.⁵⁶

Las cinco características esenciales que deben determinarse para distinguir un ritmo normal de uno anormal son los siguientes:

Frecuencia	¿Cuántos latidos por minuto (lpm) se producen para las aurículas o para los ventrículos?
Ritmo	¿Es regular o irregular?
QRS	¿Se encuentra presente? ¿Es su duración normal?
ONDA P	¿Se encuentra presente? ¿Son coherentes? ¿Es su forma normal?
INTERVALO PR	¿Cuál es su duración?
OTROS INTERVALOS	¿Cuál es su duración en milisegundos?

Tabla 5.1 características esenciales para determinar un ritmo eléctrico del corazón normal

5.4 LAS ARRITMIAS

Sea querido dar una breve explicación sobre el comportamiento normal del corazón así como su actividad eléctrica gravada en una tira de papel de electrocardiograma, para facilitar y cimentar el estudio de las arritmias cardíacas y su diagnóstico, que es el centro del estudio en particular.

Las arritmias pueden variar de acuerdo a su causa, complejidad y gravedad. Las causas pueden deberse a trastornos en la formación del impulso como sucede en las muchas variaciones anormales del ritmo y frecuencia, o trastornos de la conducción.

El primer diagnóstico de las arritmias se basa siempre en la historia y síntomas del paciente y una exploración cardiovascular minuciosa con un ECG de 12 derivaciones, donde se verán los ritmos anormales y se clasifican dependiendo

⁵⁶ Testelli Mario "ECG" Interpretación Clínica, Primera Edición, 1997.

del sitio de origen. Las arritmias ventriculares suelen ser mucho más peligrosas que las supraventriculares.

Las arritmias se pueden dividir en dos grandes grupos, los trastornos en la formación o conducción del impulso y los desordenes en la formación del impulso. Por lo que en este estudio nos interesaremos en los trastornos de conducción del impulso y formación de impulso, la derivación o vista del corazón en el electrocardiograma (de miembros o precordiales – AVL, AVF, AVR, V1, V2, V3, V4, V5, V6, I, II, III) no nos interesará, sino más bien la derivación más representativa, ya que las lecturas que nos interesan son ritmos, frecuencias, o milisegundos de las onda, intervalos y segmentos, y no tanto la deformación de las mismas.

La frecuencia cardiaca mide el ritmo normal del corazón, que es controlado por el Nodo Sinusal, éste se despolariza entre 60 y 100 veces por minuto, y todos estos impulsos son conducidos a los ventrículos en un tiempo razonable.

Cuando se presentan frecuencias fuera del rango normal de disparo del nodo Sinusal nos encontramos con dos diferentes problemas, los disparos debajo de los 60 latidos por minuto BRADICARDIAS o arriba de 100 latidos por minuto TAQUICARDIAS.

5.4.1 BRADICARDIA.

¿Qué es la bradicardia?.

Bradicardia es un término amplio que significa la frecuencia cardiaca es demasiado lenta. Si el corazón es incapaz de hacer circular la sangre que el cuerpo necesita, podría producirse mareos, fatiga o desmayos.

La bradicardia puede surgir como resultado de los siguientes problemas de conducción cardiaca.

Las enfermedad del nodo sinoauricular son trastornos del ritmo cardíaco relacionados con el nodo SA se clasifican bajo el término amplio de SINDROME DEL SENO ENFERMO. Si el nodo SA, que es el marcapasos natural del corazón, pierde su capacidad para iniciar los latidos o aumentar la frecuencia cardiaca, el corazón podría dejar de responder eficazmente a las demandas cambiantes de la circulación sanguínea del organismo. En respuesta al síndrome de seno enfermo, muchas veces otros tejidos cardíacos

empiezan a hacer el trabajo del nodo SA, pero a frecuencias irregulares o que resultan demasiado lentas o demasiado rápidas para las actividades normales de la persona.

5.4.2 TAQUICARDIA

Y el otro trastorno de conducción eléctrica como resultado de una aceleración excesiva de los latidos del corazón, la TAQUICARDIA, o frecuencia cardiaca anormalmente alta. En la taquicardia, el corazón bobea rápidamente pero ineficazmente. Al igual que con la bradicardia, la taquicardia no permite que el corazón satisfaga las demandas de circulación sanguínea del cuerpo. Las taquicardias se pueden originar en las aurículas o en los ventrículos y su tratamiento depende de su localización.

Ya que conocemos las características generales de los dos trastornos de conducción nos enfocaremos ahora, en las características específicas de cada uno de las enfermedades de conducción derivadas, que hemos elegido por su representatividad.

Las diferentes arritmias cardíacas que el sistema identificará, estará limitado a las siguientes:

5.4.3 Bradicardias:

Son arritmias cuya frecuencia (en general) es menor de 60 latidos por minuto. Se pueden producir por la disminución del automatismo de las células marcapaso o por bloque de los impulsos normalmente generados en cualquier lugar del sistema de conducción.

5.4.3.1 Bradicardia sinusal: Consiste en la disminución del automatismo sinusal, Al ECG veremos complejos P-QRS-T normales, pero a una frecuencia menor de 60 latidos por minuto. Si la bradicardia es severa, pueden aparecer latidos de escape supraventriculares o ventriculares. La bradicardia sinusal puede ser normal en algunos atletas bien entrenados. Y sus parámetros son los siguientes:

- Frecuencia ventricular menor a 60 LPM
- Frecuencia Auricular menor a 60 LPM
- Ritmo Regular
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P presentes
- Intervalo PR normal de 120 a 200 ms

5.4.3.2 Paro o Pausa Sinusal:

- Frecuencia ventricular normal
- Frecuencia auricular normal
- Ritmo irregular debido a las pausas.
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P presentes
- Intervalo PR normal de 120 a 200 ms

5.4.3.3 Bloqueo AV de 1er Grado: Es importante saber que el intervalo PR se acorta durante una taquicardia debida a la emoción o al ejercicio, pues la estimulación simpática acorta favorece la conducción en el área N del nodo AV. Así pues, el bloqueo AV de primer grado consiste en una prolongación constante del intervalo PR, se presenta en 2% de la población adulta. Características:

- Frecuencia ventricular normal
- Frecuencia auricular normal
- Ritmo regular.
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P presentes
- Intervalo PR anormal mayor a 200 ms

5.4.3.4 Bloqueo AV de Segundo Grado (TIPO I). Mobitz, Algún impulso se bloquea después de un alargamiento progresivo del PR, los RR se acortan y los PP son constantes.

- Frecuencia ventricular normal
- Frecuencia auricular normal
- Ritmo auricular regular.
- Ritmo ventricular irregular
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P presentes
- Intervalo PR se prolonga progresivamente hasta que se interrumpe el complejo QRS anormal.

1.4.4 Taquicardias: las taquicardias tienen frecuencias cardíacas mayores a 100 latidos por minuto, son complejos QRS estrechos, menores de 120 ms, sin embargo en algunos pacientes tienen taquicardias con QRS anchos mayores de 120 ms debido a que tengan bloqueos de ramas.

5.4.4.1 Taquicardia sinusal: Es una respuesta fisiológica por un aumento del tono simpático.

- Frecuencia ventricular de 100 a 150 LPM
- Frecuencia auricular de 100 a 150 LPM
- Ritmo regular
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P presentes
- Intervalo PR normal de 120 a 200 ms

5.4.4.2 Flúter Auricular: también llamado Aleteo Auricular, en el electrocardiograma observamos unas ondas llamadas dientes de sierra. Suelen presentar una mayor amplitud en DI, DII y aVF, donde habitualmente son negativas y con menor frecuencia positivas⁵⁷

- Frecuencia ventricular inferior a la frecuencia auricular.
- Frecuencia auricular de 250 a 350 LPM
- Ritmo auricular regular
- Ritmo ventricular puede ser regular o irregular

⁵⁷ Albert Aranda Pallero, "Apuntes de Electrocardiografía Básica".
<http://webs.comb.es/aranda/eind.html> creada en enero de 2000, última actualización 24/07/04

- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P son reemplazadas por ondas de Flúter.
- Intervalo PR no corresponde o ausente.

1.4.5 Síndrome de Taquicardia-bradicardia.

Sus características son como su nombre los indica segmentos bradicárdicos y taquicárdicos con bruscos cambios entre ellos.

- Frecuencia auricular varía bruscamente.
- Frecuencia auricular con segmentos menores de 60 LPM y segmentos mayores de 100 LPM
- Ritmo auricular irregular
- Ritmo ventricular puede ser regular o irregular
- Complejo QRS Normal entre 60 – 120 ms
- Ondas P normales.
- Intervalo PR no corresponde o ausente.⁵⁸

⁵⁸ Testelli Mario “ECG” Interpretación Clínica, Primera Edición, 1997.

CAPITULO VI

ESTRUCTURACION DEL SISTEMA EXPERTO.

El electrocardiograma es de utilidad para estudiar la actividad eléctrica cardíaca y la presencia de determinadas enfermedades o síntomas, las arritmias cardíacas (las cuales son alteraciones en el ritmo o frecuencia cardíaca) constituyen un problema de identificación, diagnóstico y terapéutico para lo cual resulta necesario conocer las relaciones de los parámetros de la gráfica y su interpretación, con el fin de identificar algún tipo de enfermedad arritmica; este conocimiento se basa en el estudio de cada una de las ondas que componen el registro eléctrico de cada pulsación (capitulo V) y determinar los valores de cada uno; es decir, cuantificar y caracterizar los diferentes parámetros necesarios para la determinación de las diferentes arritmias.

Esta cuantificación y caracterización de parámetros resultarían ser nuestros signos o hallazgos, a partir de los cuales tendremos evidencia que afirman o niegan la posibilidad de ciertas enfermedades dependiendo del conjunto de parámetros, acortando cada uno de las posibles arritmias, hasta encontrar la más adecuada.

En capítulos anteriores se estudió la teoría relacionada con los sistemas expertos probabilísticos, teoría de grafos y la aplicación de estos conceptos a las redes bayesianas; posterior a esto se estudio un área particular de la cardiología, las arritmias cardíacas y su representación en el electrocardiograma; en este capítulo, se presenta como se estructura el conocimiento para la identificación de arritmias cardíacas en un sistema experto probabilístico que utiliza los conceptos de redes bayesianas como representación de conocimiento y sus algoritmos de propagación de evidencia para poder lograr la identificación de arritmias cardíacas a partir de los parámetros obtenidos del trazo del electrocardiograma.

6.1 DEFINICIÓN DEL PROYECTO.

Después de estudiar la presentación de la actividad eléctrica del corazón en el trazo del electrocardiograma y las arritmias que se pueden identificar a partir de este, resulta necesario el estudio de los procesos, secuencias o métodos empleados por el experto en la lectura del electrocardiograma, para la identificación de atributos o parámetros necesarios que dirigen la identificación de arritmias en el electrocardiograma, resulta interesante ver como los sistemas expertos pueden colaborar a resolver este tipo de dificultades, dado el conocimiento necesario relacionado a la identificación de arritmias a partir de electrocardiogramas.

El fundamento del diagnóstico de arritmias, consiste en obtener los registros eléctricos del corazón, mediante el uso del electrocardiograma; el cual por ser una técnica no invasiva, aporta gran información sin riesgo para el paciente. Uno de los inconvenientes, es la obtención de los parámetros necesarios a partir de la gráfica, como también la cantidad de conocimiento necesario para relacionar los diferentes parámetros obtenidos y concluir en un diagnóstico de acuerdo a dichos parámetros, lo cual puede dar diferencias de interpretación y diagnóstico entre médicos.

El sistema experto, a partir del conocimiento traducido en una red bayesiana, debe de interpretar la información obtenida por el tratamiento digital del registro, en un editor de la gráfica de electrocardiograma, las cuales son sus evidencias y utilizando un motor de inferencia, junto con la base de conocimiento sobre la cual se propagará la evidencia, y concluirá en identificar la arritmia cardiaca encontrada, que deberá ser explicado o mostrar conclusiones del proceso realizado por el motor de inferencia para llegar a dicha identificación.

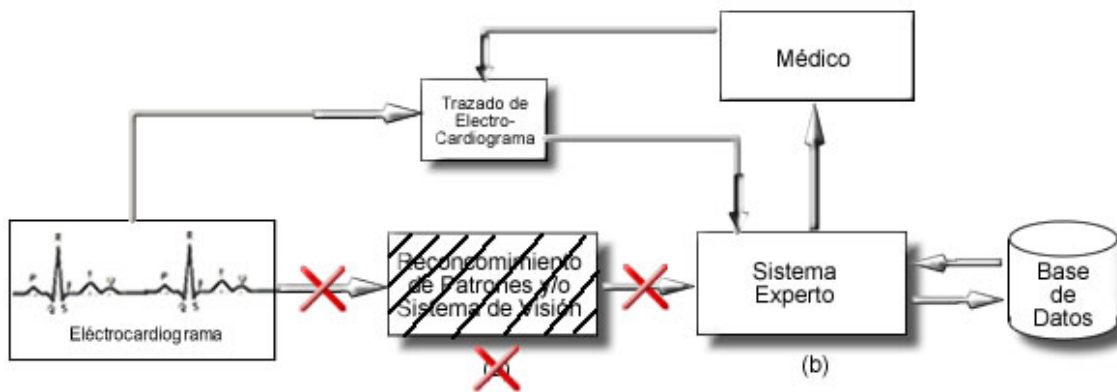


FIGURA 6.1 Sistema experto para la identificación de arritmias cardíacas.

6.2 ADQUISICIÓN DE CONOCIMIENTOS.

Los problemas que deben de ser enfrentados en el momento de construir una red probabilística son tres: determinación de la estructura, determinación de los parámetros y propagación de la evidencia.

La determinación de la estructura de una red consiste en encontrar su topología, es decir las relaciones de dependencia entre las variables relevantes involucradas en el problema dado. La determinación de la topología de una red es en muchos de los casos, proporcionada por el experto y en otras no se extrae del experto si no de datos estadísticos (métodos de aprendizaje).

En nuestro caso particular, la determinación de la topología de la red viene dado por el experto humano y la literatura con lo cual se han definido las relaciones entre las variables, así como los parámetros numéricos que corresponden a los nodos en la red probabilística.

Dado lo anterior, debemos de partir de la metodología utilizada por el especialista en electrocardiografía para la evaluación de cada arritmia, lo cual nos da una representación general de las reglas y pasos realizados durante el proceso de identificación.

Inicialmente y de manera general el especialista comienza evaluando la gráfica del electrocardiograma, respondiendo las siguientes preguntas:

1. ¿Existen ondas P?
2. ¿Son todas las ondas P iguales en forma y tamaño?

3. ¿Se encuentra cada onda P a la misma distancia de su complejo QRS?
4. ¿La relación auriculoventricular es 1:1?
En caso contrario ¿La frecuencia auricular es mayor o menor que la ventricular?
5. ¿Los intervalos P-P son regulares o irregulares?
Si son irregulares, ¿existe periodicidad regular?
6. ¿Los intervalos RR son regulares?
Si son irregulares, ¿existe periodicidad regular?
7. ¿Las ondas P, intervalo PR, QRS son normales?
8. ¿Cuál es la duración del intervalo P-R? (Normal de 0.12 a 0.20 seg.)
9. ¿Es el intervalo P-R constante?
10. ¿Están todas a la misma distancia de las ondas T siguientes?
11. ¿Es la frecuencia cardiaca rápida, lenta o normal?
Determinar la frecuencia cardiaca.
¿La frecuencia cardiaca está dentro de los límites normales? (60 a 100 latidos por minuto), < 60 bradicardia, > 100 taquicardia.
12. ¿Pudiera haber una onda P oculta por el segmento S-T?
13. ¿Pudiera haber una onda P oculta en la onda T?

El estudio de las arritmias y los métodos de identificación de estas a partir del electrocardiograma proponen la siguiente secuencia para la lectura del electrocardiograma:

Inicialmente se analiza la frecuencia cardiaca del trazo del electrocardiograma, la frecuencia no es diagnóstica de ninguna arritmia⁵⁹, pero si la frecuencia cardiaca está dentro de los 60 a 100 lpm, se considera una frecuencia normal, si la frecuencia es menor a los 60 lpm, debe de pensarse en una bradicardia, y si este es mayor a los 100 lpm entre el rango de 100 a 160 lpm debe de pensarse en una taquicardia.

Por lo tanto según la frecuencia cardiaca, pueden clasificarse las arritmias en:

1. Taquicardias
2. Bradicardias.

⁵⁹ "Guía practica para el diagnóstico y tratamiento de las arritmias", servicios de cardiología-urgencias. HUVA-Murcia 1999, Dr. Luis Muñoz Gimeno, Dr. Arcadio García Alberola.

Determinar la frecuencia cardiaca, se realiza de la siguiente manera, considerando que la velocidad del registro del papel es de 25mm por segundo; por tanto $1\text{ mm} = 0.04\text{seg}$, $5\text{ mm} = 0.20\text{ seg.}$, se mide la distancia que existe entre una P y la siguiente P, después se divide 1500^{60} entre el espacio P-P medido, con lo cual obtenemos la frecuencia auricular, se debe repetir el procedimiento anterior para determinar la frecuencia ventricular midiendo las distancias R-R.

La frecuencia cardiaca varía con la edad 110-150 lpm a los 2 años: 85-125 lpm. A los 4 años 75-115 lpm. A los 6 años 65-100 lpm. Mayor a 6 años. Dado que los electrocardiogramas obtenidos son de personas adultas, la edad no se considerará un parámetro del cual deba depender la frecuencia.

El siguiente parámetro que debemos analizar es el ritmo, y determinar si este es regular o irregular. El ritmo cardiaco normal es tal que existe una distancia constante entre ondas semejantes, el ritmo se considera variable cuando muestran una irregularidad general, sin que sea posible predecir ninguna repetición fija; es decir, los intervalos entre los ciclos P-QRS-T cambian constantemente.

La manera de determinar la regularidad o irregularidad del ritmo es midiendo las distancias entre ondas P, esta distancia es el intervalo P-P, la cual debe de medirse a lo largo del trazo del electrocardiograma, si cada uno de los intervalos P-P mantienen la misma distancia, tenemos un ritmo auricular normal, si las distancias entre ondas P a lo largo de la tira del ECG son variables estamos en presencia de un ritmo irregular. Luego con el mismo procedimiento debe de medirse los intervalos R-R de los complejos QRS para determinar la regularidad o irregularidad del ritmo ventricular.

Debe de considerarse que en la determinación del ritmo, pueden existir regularidad dentro de los ritmos irregulares y determinar si el ritmo es muy irregular o ligeramente irregular. Ligeras variaciones en el ritmo (0.04 seg) a

⁶⁰ El cual es el resultado de dividir 60seg entre 0.04seg que es el tiempo que hay en 1mm del ECG

veces pueden considerarse regulares⁶¹. Por otro lado, si al medir el ritmo de cada ciclo encontramos ritmos constantes y posterior se encuentra un ritmo más bajo a los anteriores y luego regresa a su ritmo original se considera un ritmo irregular y podemos pensar en una pausa sinusal. Si por el contrario estamos en presencia de regularidad en ritmos irregulares, es decir un varios ritmos regulares pero a frecuencia alta y posterior ritmos regulares pero a frecuencia baja, en su totalidad el ritmo es irregular porque pasa de rápido a lento y luego a rápido, con regularidad en cada uno de sus ciclos, podemos pensar en el síndrome de bradicardia-taquicardia.

Posterior a la valoración de la frecuencia y el ritmo mostrado en el trazo del ECG, se debe de estudiar la onda P, intervalo PR, complejo QRS, onda T, segmento ST, intervalo QT, estudiadas en el capítulo 5.3, para poder determinar valores y relaciones que se encuentren fuera de los parámetros normales y reafirmar las sospechas iniciales obtenidas del ritmo y frecuencia.

Por ejemplo el ritmo anormal, o no sinusal, viene señalado por la presencia de ondas P en número o formas anormales; por lo que debe de medirse su amplitud y ancho.

La ausencia de ondas P indican un ritmo “no sinusal”, es decir anomalías en la formación del impulso, que se ve en bloqueo sinoauricular, fibrilación auricular.

Si hay una onda P diferente en amplitud y ancho después de una pausa, este proviene de un nodo ectópico, bloqueo AV de 1er grado. Hay que resaltar que los disparos de señal de un nodo ectópico pueden ser a diferentes frecuencias, por lo que resulta necesario medir la frecuencia como el intervalo PR.

Si se dispara una onda P del nodo normal, luego otra de un nodo ectópico y otra del nodo normal podemos pensar en un bloqueo AV 2do Grado; resulta necesario obtener la frecuencia, intervalos PR, y relación auriculoventricular P:QRS.

Por otro lado si se visualizan múltiples ondas P por QRS, puede ser porque el nodo sinusal esta disparando y a la vez otros nodos ectópicos, que por lo

⁶¹ ECG interpretación clínica, Keith Lassner, Editorial el Manual Moderno, S.A. de C.V. 1993 México D.F.

general tendrán el mismo ancho y alto, cambiadas en ondas F llamados dientes de sierra, que pueden manifestarse flúter auricular o fibrilación auricular.

Al medir el intervalo PR, siempre deben de encontrarse lecturas dentro del rango de 120 a 200 ms que se consideran normales; si en todos los ciclos el PR es más largo de lo normal y se mantiene constante este largo para cada ciclo, entonces podemos pensar en un bloqueo de primer grado.

Si el intervalo PR, se va alargando para cada ciclo, hasta desaparecer un segmento QRS, entonces, podemos pensar en un bloqueo de 2do grado Mobitz I.

Debemos de determinar la anchura del complejo QRS, se considera normal si esta dentro del rango de 0.08 a 0.12 seg. Si es un QRS estrecho, se debe de considerar la posibilidad de un flúter auricular. Si la anchura es de 0.12seg o mayor debemos de pensar en bloqueos de rama, taquicardias ventriculares y supraventriculares.

En algunas ocasiones pueden encontrarse extrasístoles, las cuales son QRS sin forma, lo que indica que el nodo AV está disparando mal su señal, es decir, hay una mala contracción de los ventrículos, si la secuencia es QRS normal, extrasístole, luego QRS normal, extrasístole y normal, se llama bigeminismo; y si la secuencia es por cada extrasístole hay 3 ondas QRS normales, se llama trigeminismo.

El intervalo QT desaparece cuando hay una fibrilación; medimos el intervalo QT para determinar si los ventrículos se están despolarizando de manera adecuada, por lo que no debe ser mayor que la mitad del intervalo RR, si el ritmo es regular o dentro del rango 0.35-0.44seg. Si no cumple estos parámetros indica que existe algún tipo de infarto.

El segmento ST similar que el intervalo QT, nos puede indicar la presencia de algún tipo de infarto, por lo general debe de medir dentro del rango 0.05-0.15seg. y hacer referencia a la línea isoeléctrica o basal.

De manera general la secuencia de pasos descrita para la lectura del electrocardiograma se muestra en la figura 6.2; Las arritmias que el sistema deberá identificar se muestran en la tabla 6.1 con la descripción de los parámetros y los valores que estos pueden tomar en el ECG.

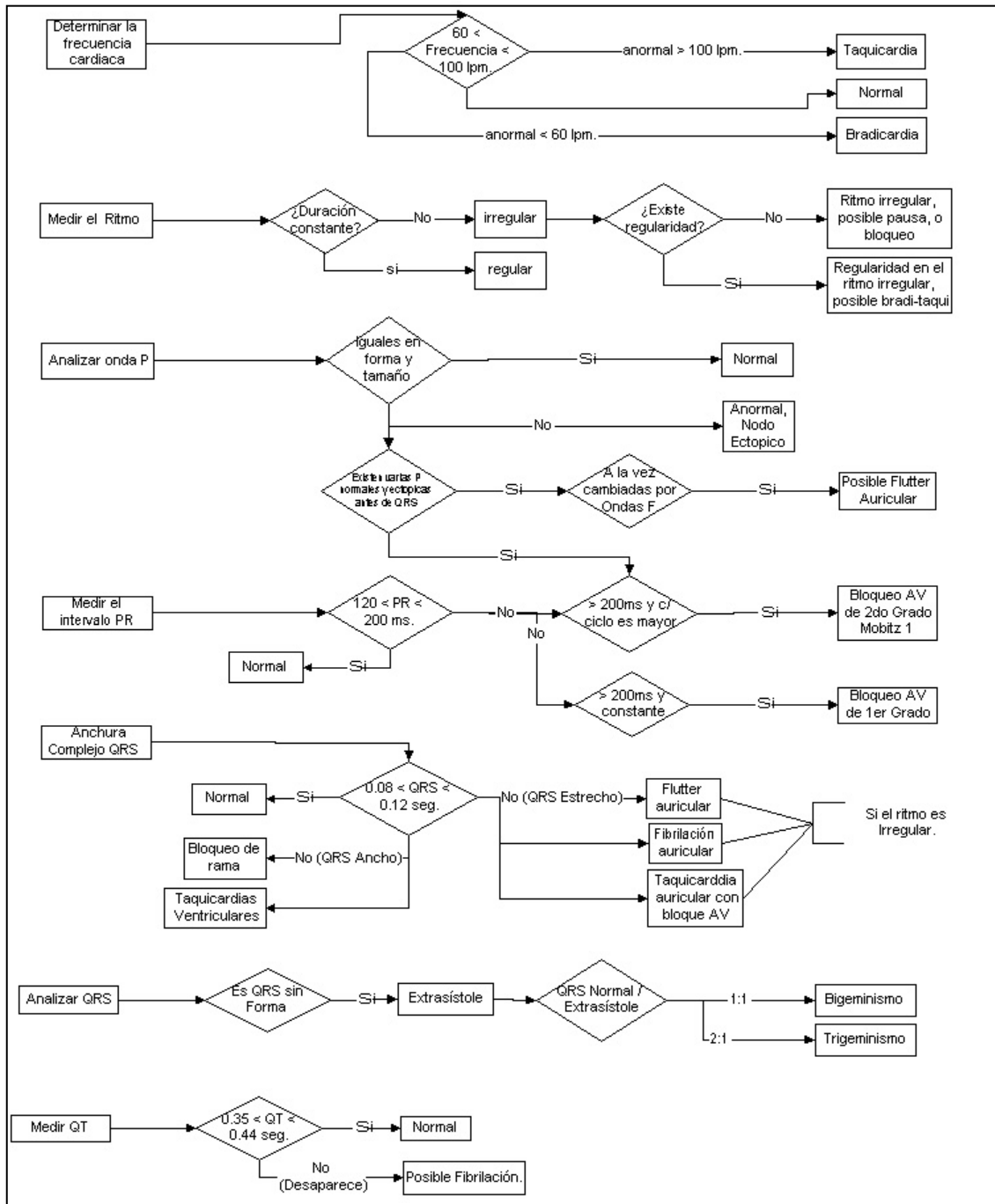


FIGURA 6.2 Secuencia general descrita para la lectura del Electrocardiograma, con el cual se obtienen los parámetros iniciales necesarios y se orienta la identificación con las primeras aproximaciones.

Ritmo Sinusal Normal	Bradicardia Sinusal	Taquicardia Sinusal	Flúter Auricular	Bloqueo AV 1er Grado	Bloqueo AV 2do Grado	Paro Sinusal
Frecuencia 60-100 lpm	Frecuencia Auricular < 60 lpm	Frecuencias auricular 100-160 lpm	Frecuencia auricular 240-360 lpm	Frecuencia Auricular y Ventricular normal.	Frecuencia 30-100 lpm	Frecuencia Auricular normal 60-100 lpm.
Cada complejo es completado P, QRS, T normales	Frecuencia Ventricular < 60 lpm	Frecuencias ventricular 100-180 lpm	Frecuencia ventricular inferior a la frecuencia auricular. (o mas baja de lo normal)	Prolongación constante del intervalo PR, se presenta en el 2% de la población adulta.	Alargamiento progresivo de PR, hasta interrumpir el complejo QRS.	Frecuencia Ventricular normal. 60-100 lpm.
Ritmo Auricular y Ventricular regular	Cada complejo es completado P, QRS, T normales	P puede estar oculta por la Onda T anterior.	Ritmo auricular regular.	Ritmo Auricular y Ventricular regular.	R-R se acortan.	Ritmo Irregular debido a las pausas
QRS normal 60-120 ms.	Ritmo Auricular y Ventricular regular.	QRS normal 60-180 ms.	Ritmo ventricular Regular o Irregular.(usualmente regular).	Complejo QRS normal entre 60-120 ms	P-P constantes.	Complejo QRS normal entre 60-120 ms.
Intervalo PR 120-200 ms.	QRS normal 60-120 ms.	Ritmo Auricular y Ventricular regular.	En vez de ondas P tiene ondas F, dientes de sierra.	Intervalo PR anormal mayor a 200ms	Ritmo Auricular y Ventricular regular.	Ondas P presentes.
Ondas P < 100 ms.	Ondas P < 100 ms.	Ondas P presentes	QRS normal 60-120 ms.	Ondas P presentes.	QRS normal 60-120 ms.	Pausa sinusal > 2seg
No puede ser mayor que la mitad de la longitud del intervalo R-R, si el ritmo es regular. Intervalo QT de 350-420 ms.	Intervalo PR 120-200 ms.	Intervalo PR 120-200 ms.	Intervalos RR regulares a menos que haya alternancia en la relación AV (2:1 y 4:1 haciendo que tengan una irregularidad regular)	Ritmo Regular con todos los QRS precedidos por ondas P, 1:1	Aumento progresivo del intervalo PR hasta producirse un bloqueo completo de una onda P	Intervalo PR normal 120 - 200 ms
Todas las ondas P seguidas de QRS. Relación P:QRS 1:1	QT 380msg a 420msg o <50% del RR anterior.	El nodo sinusal se activa entre 100 y 180 lpm	Relación F:QRS puede ser 1:1, 2:1, 3:1 etc. (típica la conducción 2:1 con frecuencia ventricular a 150 lpm.)	PR alargado > 0.20seg	Frecuencia auricular 60-200 lpm, frecuencia ventricular 30-55 lpm.	
Segmento ST, normal no existen ondas P sobre el	Todas las ondas P seguidas de QRS. Relación P:QRS 1:1	Todas las ondas P seguidas de QRS. Relación P:QRS 1:1	La frecuencia ventricular puede presentarse 60-100 lpm, con relación P:QRS de 2:1, 3:1, 4:1		Ritmo usualmente regular, podría ser irregular si el bloqueo esta variando de 2:1 a 3:1	
Onda T normal, no existen ondas P sobre él. ST no mayor a 1mm.		QT 380 a 420 msg.	Complejos QRS angostos.			
			Intervalo PR ausente.			

TABLA 6.1. Parámetros y valores que deben de ser identificados del ECG.

6.3 FORMA DE REPRESENTACIÓN DEL CONOCIMIENTO.

En este estudio en particular el sistema experto deberá tener la posibilidad de identificar las arritmias descritas en el capítulo 5.4, donde también se presentaron los parámetros y valores necesarios que deben de estar presentes en el trazo del ECG para la identificación de cada una de las arritmia; a continuación se presentan la forma de representar este conocimiento para poder construir nuestra base de conocimientos.

6.3.1 ESCALA DE CONCEPTOS.

En esta forma de representar el conocimiento se muestra las clasificaciones de los conceptos y sus subtipos; todas las relaciones son del tipo “es un”. Ej. Paro sinusal es una bradicardia. A continuación se presenta la escala de conceptos para las arritmias a identificar.

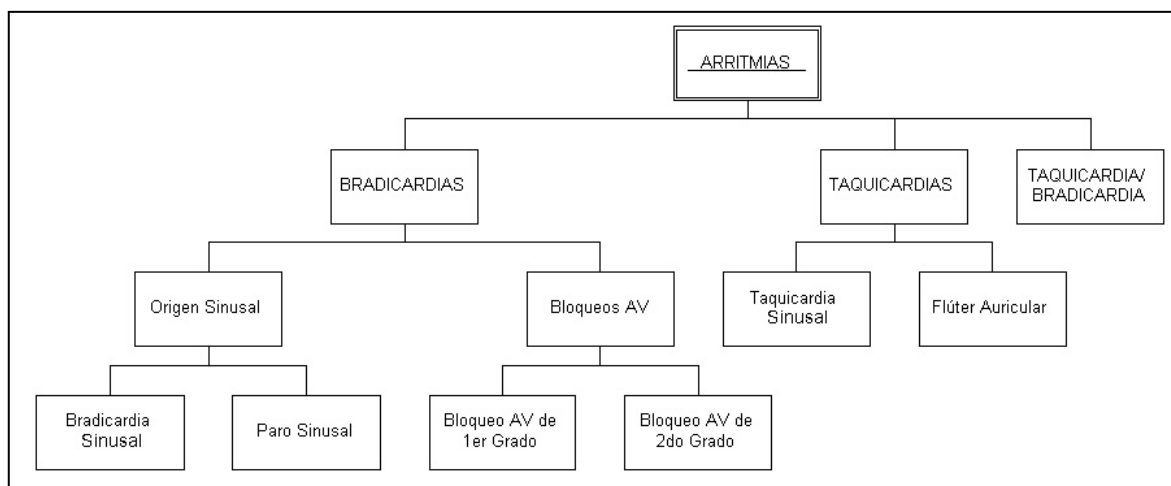


FIGURA 6.3 Escala de conceptos para las arritmias a identificar.

6.3.2 ESCALA DE ATRIBUTOS.

Esta escala muestra todos los atributos relacionados con el estudio particular de las arritmias cardiacas y sus posibles valores. Todos los valores de tipo proposicional; es decir, valores que expresan o califican el contenido del atributo se muestran como sub-nodos; esta es una manera de representar el conocimiento de las propiedades que pueden ser asociados a un concepto.

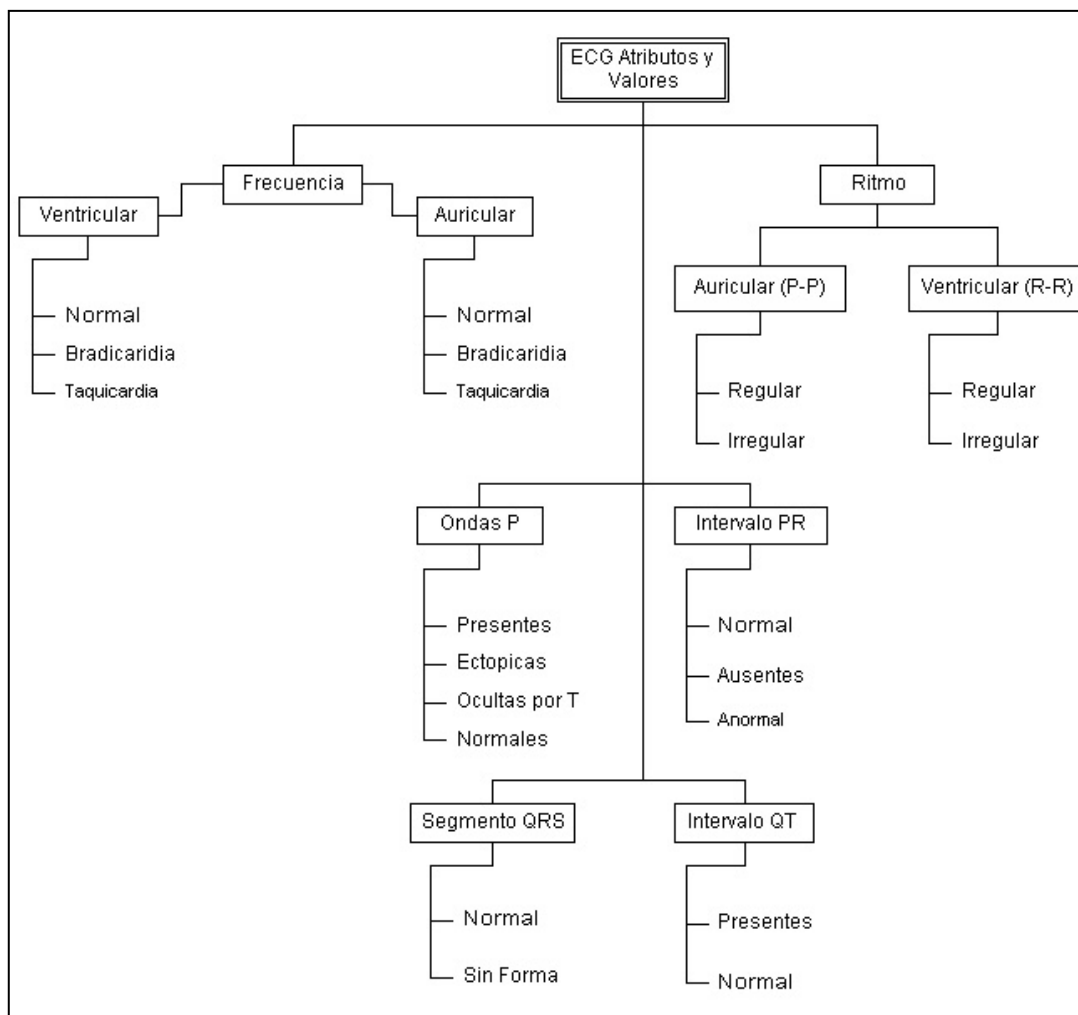


FIGURA 6.4 Atributos y valores que se pueden obtener del ECG.

6.3.3 Proposiciones y variables.

Proposiciones y variables son las formas más elementales e importantes sobre las cuales se edifica el conocimiento, para lo cual las proposiciones se asocian con un valor que expresa si el contenido de la misma se cumple o no, o si es cierto o no, por ejemplo: ritmo regular, si o no; ondas P iguales en ancho y largo, si o no; frecuencia normal o anormal.

Las variables les corresponden un valor numérico o de otro tipo dentro de un intervalo de valores posibles que las mismas pueden tomar. Ej. Frecuencia auricular de 70 lpm, intervalo PR de 150ms. La tabla 6.2 muestra las proposiciones iniciales detectadas y en la tabla 6.3 las variables iniciales con sus posibles valores, a partir de la sección 6.2.

Proposición.	Valores.
Ritmo auricular (P-P)	Regular, Irregular.
Ritmo ventricular (R-R)	Regular, Irregular.
Ritmo irregular con regularidad	Si, No.
Ondas P presentes	Si, No.
Ondas P normales	Si, No.
Ondas P diferentes ectópicas	Si, No.
Onda P oculta por la onda T	Si, No.
Intervalo P-R	Normal, anormal.
Intervalo P-R ausente	Si, No.
Ondas P seguidas de QRS	Si, No.
Existen ondas ectópicas antes de cada QRS	Si, No.
Complejo QRS normal.	Si, No.
QRS sin forma	Si, No.

TABLA 6.2 Proposiciones y sus respectivos valores.

Variables.	Intervalo de valores posibles.
Frecuencia Auricular	30 – 430 lpm.
Frecuencia Ventricular	30- 430 lpm.
Onda P	60 – 100 msg.
Intervalo PR	80 - 200 msg.
QRS	60 – 120 msg.
Intervalo QT	350 – 420 msg.

TABLA 6.3 Variables identificadas iniciales y sus respectivos valores.

6.3.4 Diagrama de influencias.

En este mapa se muestra de manera organizada los objetos mostrados en la escala de atributos y sus relaciones entre ellos, así como sus relaciones dependiendo de los valores que estos pueden tomar, lo cual nos da una claridad de las influencias que puede tener cada atributo sobre los conceptos, y como dirigen la identificación de cada caso. A continuación se muestra un diagrama para cada concepto identificado en la escala de conceptos.

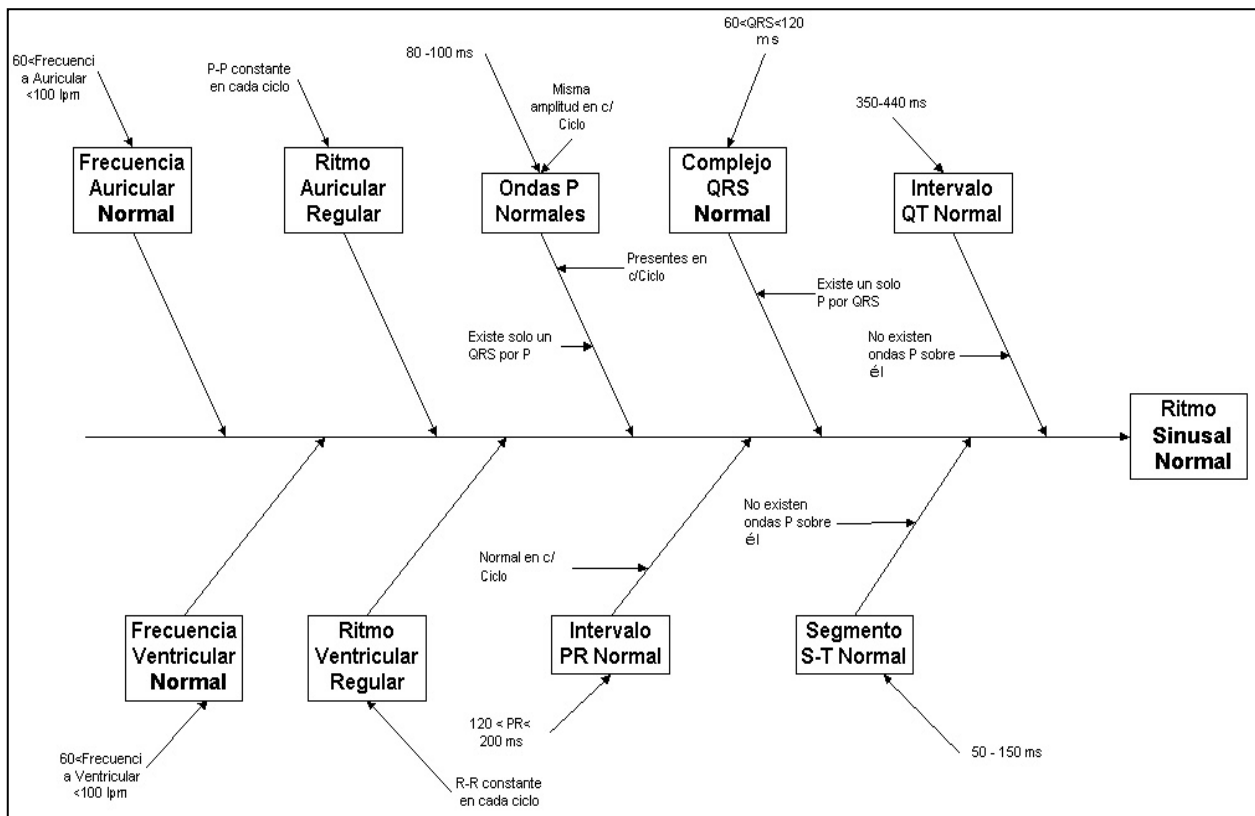


Figura 6.5 Diagrama de influencias para el ritmo sinusal normal.

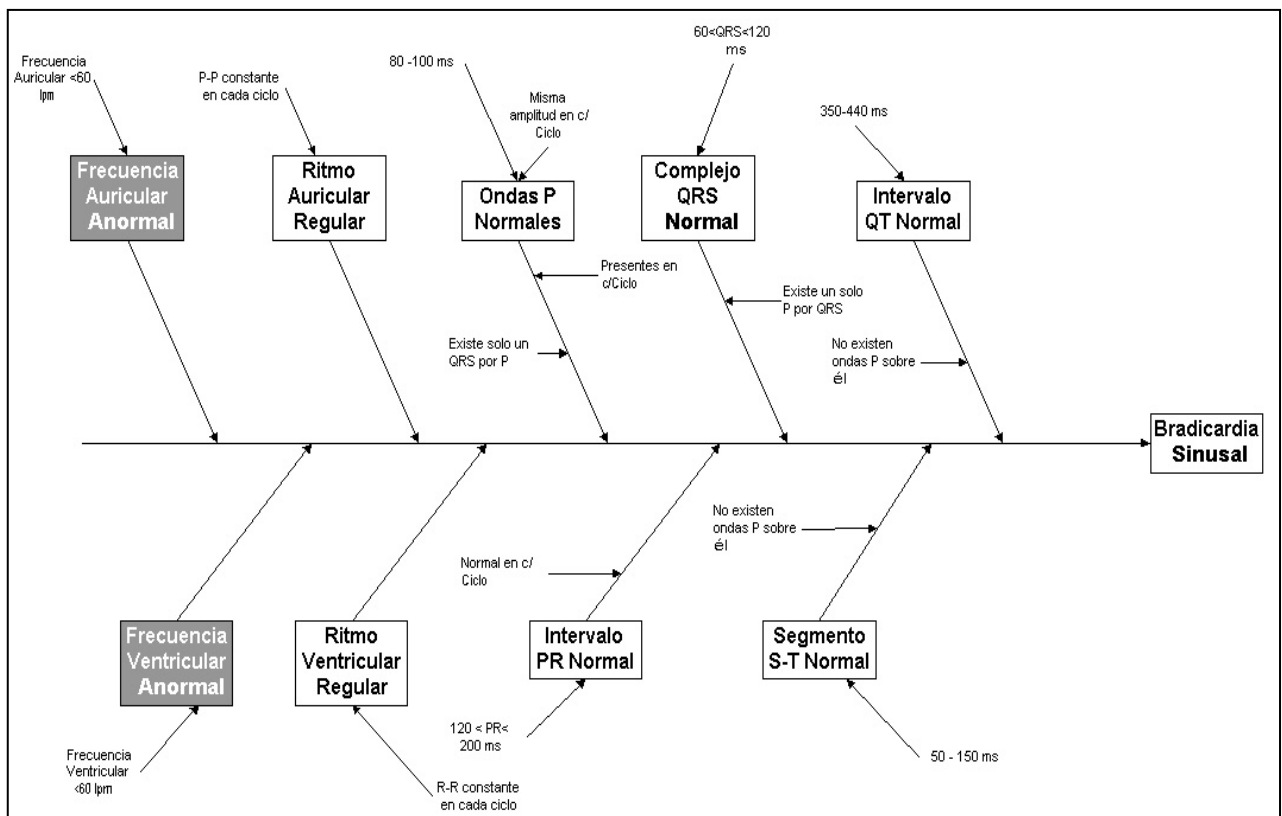


FIGURA 6.6 Bradicardia Sinusal, representado por frecuencias bajas, menores a 60 lpm.

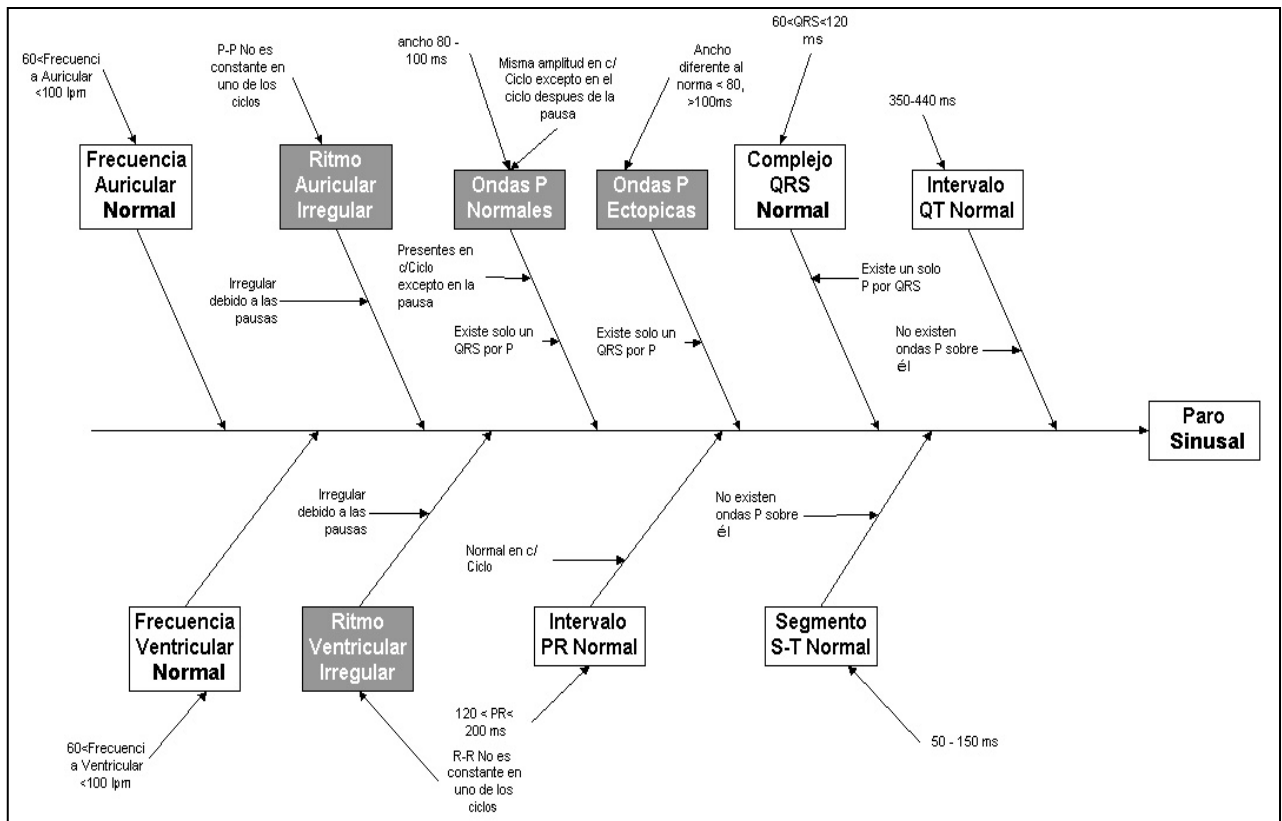


FIGURA 6.7 Paro Sinusal, puede verse que ésta arritmia se da cada vez que el ritmo es irregular debido a las pausas y por la presencia de ondas P ectópicas.

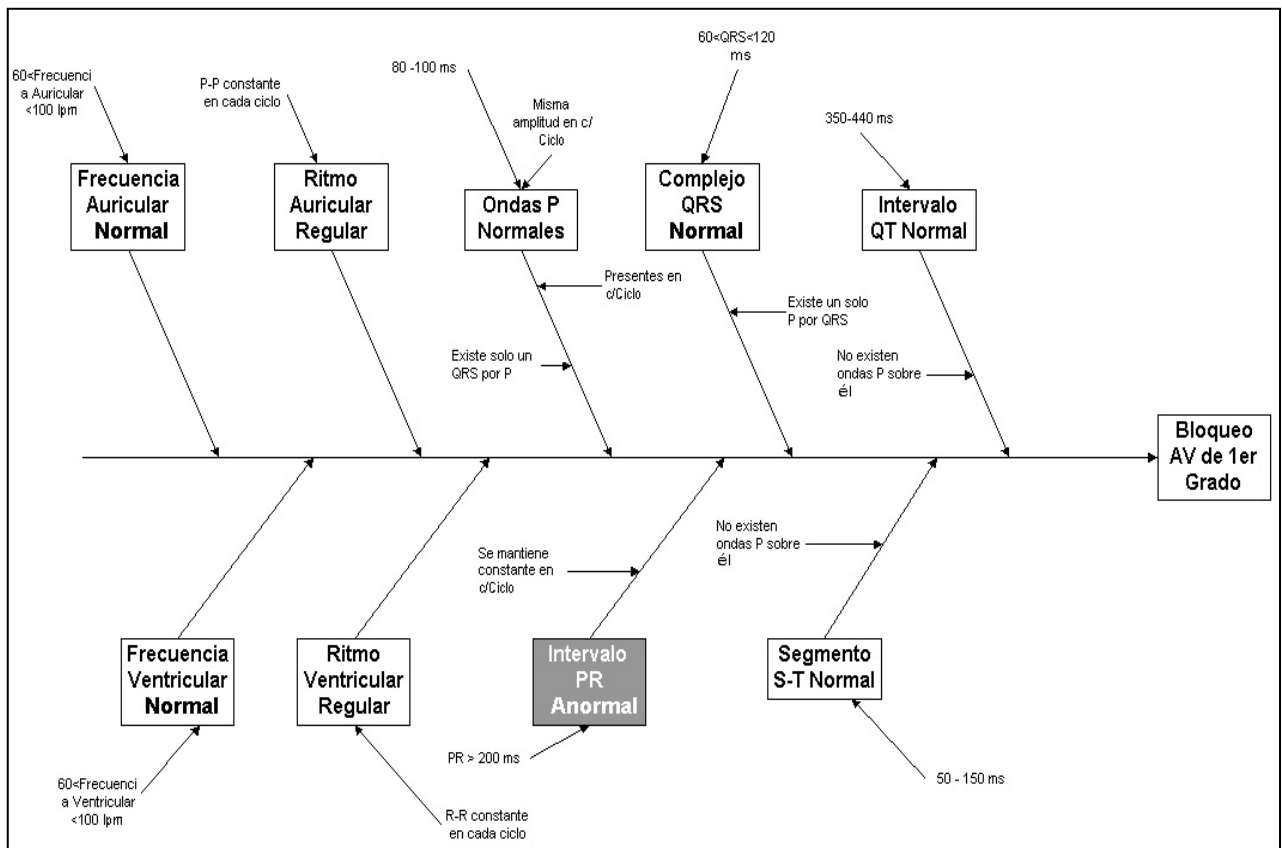


FIGURA 6.8 Bloqueo AV de 1er Grado, se caracteriza por intervalo PR alargado más de lo normal mayor a 200ms.

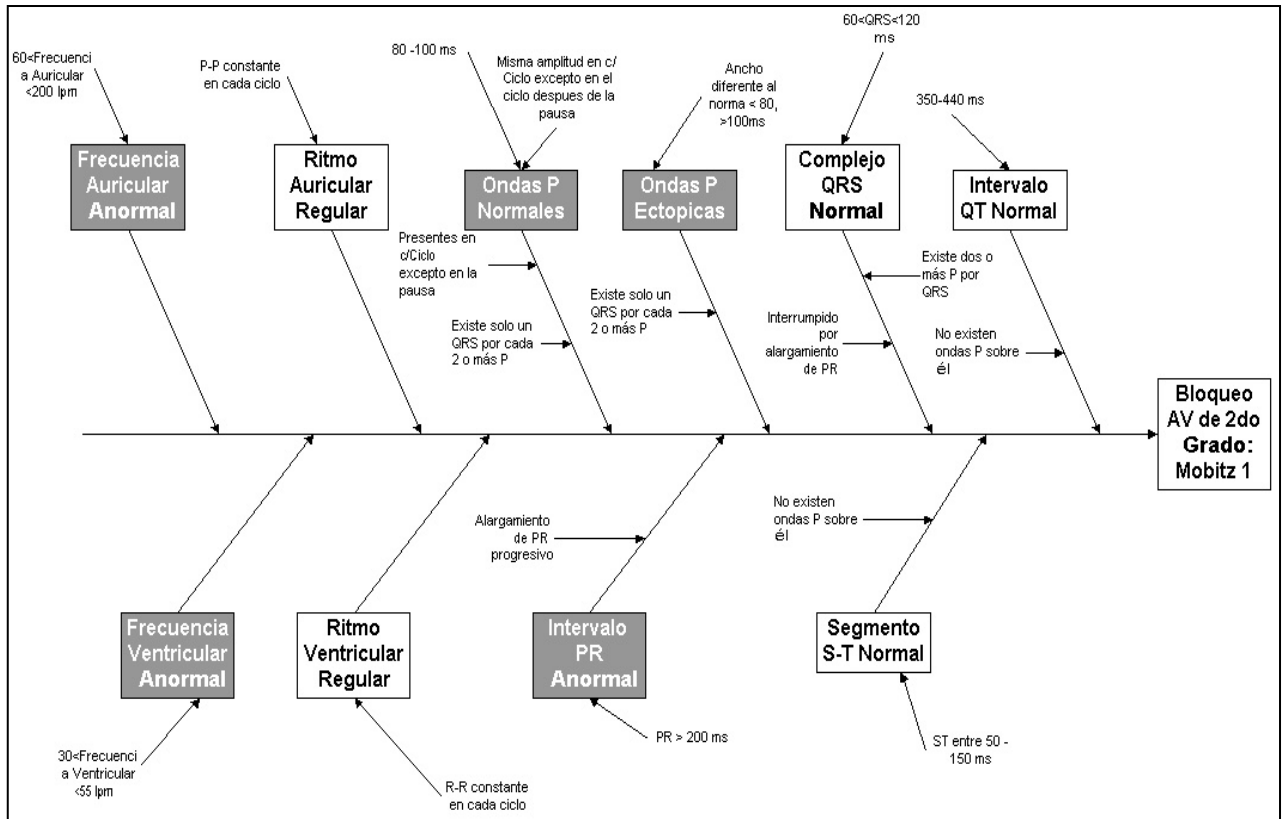


FIGURA 6.9 Bloqueo AV de 2do Grado tipo Mobitz 1, se aprecia que la frecuencias varían respecto del rango normal, con alargamientos progresivos del intervalo PR, presencia de ondas P Ectópicas y relación aurículo ventricular 2:1 o X:1.

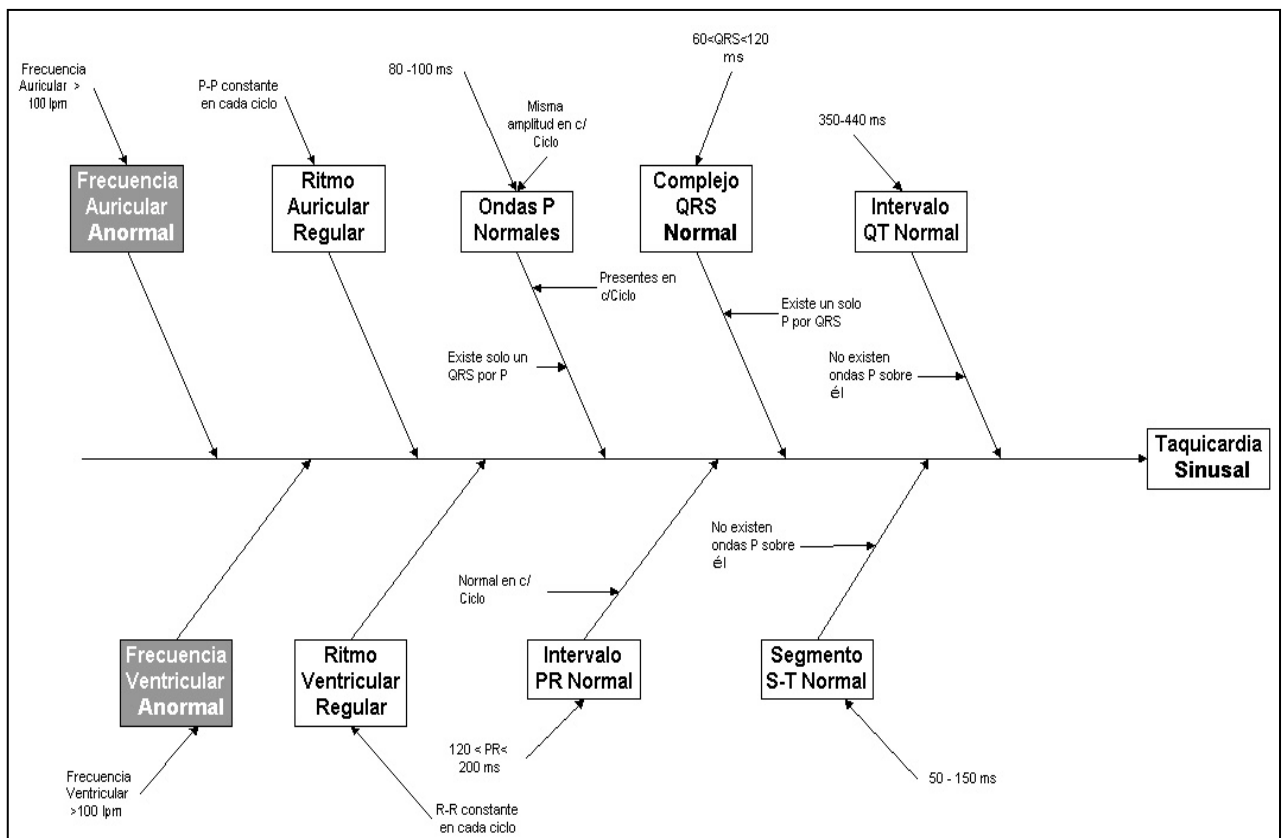


FIGURA 6.10 Taquicardia Sinusal, frecuencias anormales mayores a 100 lpm.

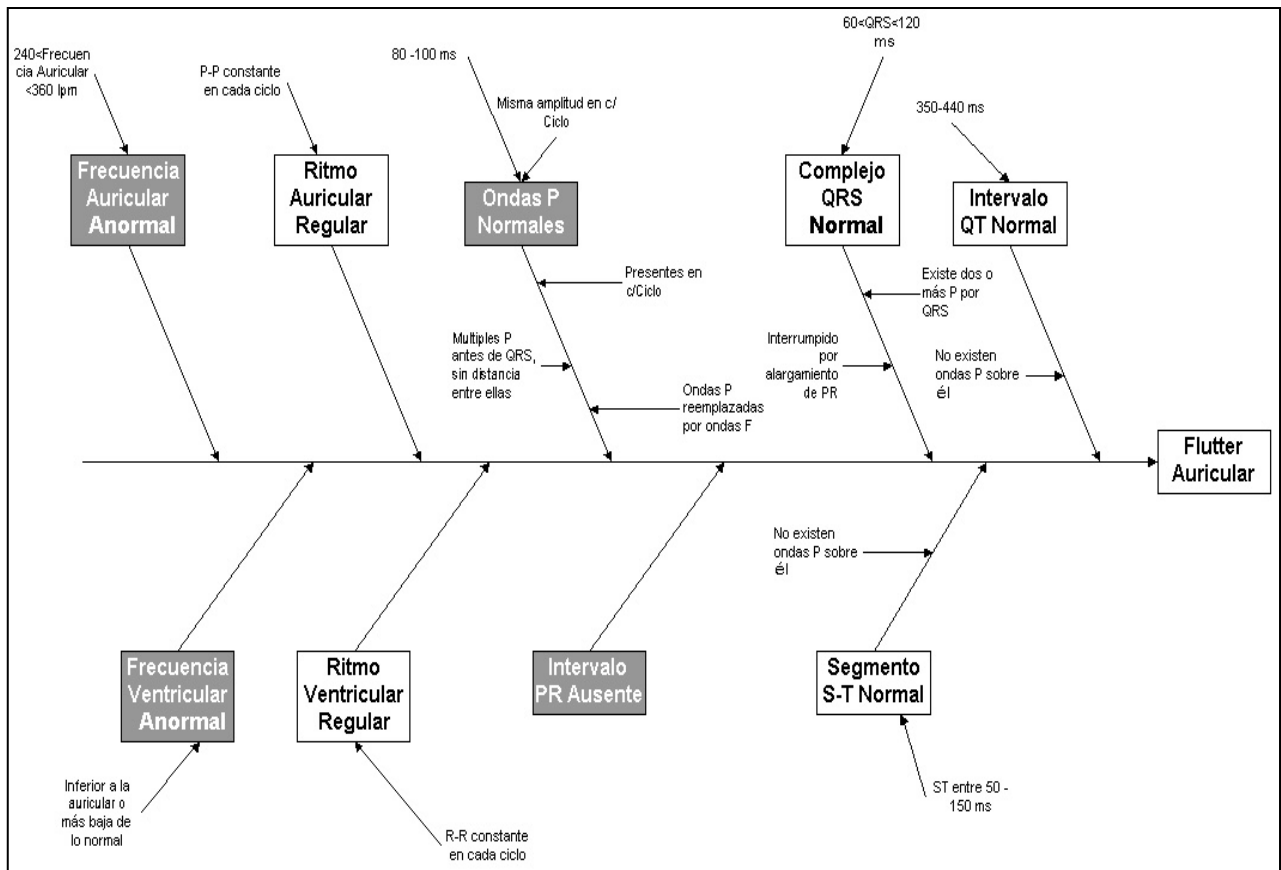


FIGURA 6.11 Flúter Auricular, frecuencias anormales, múltiples ondas P normales de igual forma y tamaño, sin distancia entre ellas reemplazadas por ondas de flúter F, con intervalo PR ausente.

6.3.5 DEFINICION FORMAL DE LA BASE DE CONOCIMIENTOS.

Los diagramas de influencia mostrados en la sección anterior, nos muestran las relaciones existentes entre los parámetros o atributos que relacionados con la identificación de arritmias cardíacas, constituyen la base para el conjunto de reglas, premisa y conclusión, que para nuestro caso es la base para definir la estructura de dependencia.

Partimos del hecho, que cada parámetro del ECG debe de ser analizado para cada uno de sus ciclos, por lo tanto, tendremos una matriz de valores por cada ciclo completo del ECG; es decir, si el ECG muestra cinco ciclos, entonces deberá de obtenerse cinco mediciones de P-QRS-T entre otros.

Esto nos servirá para poder determinar las clasificaciones de cada parámetro reflejado en el ECG, por ejemplo: el ritmo puede ser regular o irregular pero esto solo lo sabemos evaluando el valor medido en cada uno de los ciclos y determinando la continuidad de éste, a lo largo del trazo, por ejemplo: en la tabla 6.4 se muestra que después de las mediciones realizadas, el ritmo durante tres ciclos permaneció constante, al cuarto cayo en forma de pausa y el quinto regreso a su ritmo normal.

Ritmo	
No.	Valor (lpm)
1	70
2	70
3	70
4	30
5	70
6	70

TABLA 6.4 Determinación del ritmo irregular a partir de los valores medidos en cada ciclo.

Por lo tanto, para la clasificación de cada parámetro, deberá de ser considerado dentro de la red bayesiana cada uno de los valores obtenidos de la medición.

A continuación se muestra la red bayesiana inicial para la representación del conocimiento, hay que hacer resaltar que en esta red no se muestra al final el nombre del nodo resultante, que en nuestro caso sería cualquiera de los conceptos de arritmias antes descritos, esto es debido a que los mismos parámetros del ECG influyen cada uno de manera específica sobre las arritmias descritas, es decir unos se activan dependiendo de la evidencia en el trazo y así se propaga sobre la red. La nomenclatura utilizada para cada uno de los nodos se muestra a continuación:

Nodo	Significado
A	Bradicardia Sinusal
B	Paro Sinusal
C	Bloqueo AV 1er Grado
D	Bloqueo AV 2do Grado Mobitz 1
E	Taquicardia Sinusal
F	Flutter Auricular
G	Taquicardia-Bradicardia
H	Frecuencia auricular
I	Frecuencia ventricular
J	Ritmo Auricular
K	Ritmo Ventricular
L	Ondas P
M	QRS
N	PR Normal
P	PR Alargado
Q	Existe
R	Relación P:QRS
S	Ondas F
T	Segmento ST
U	Intervalo QT

TABLA 6.5 Significado de los nodos utilizados en la red

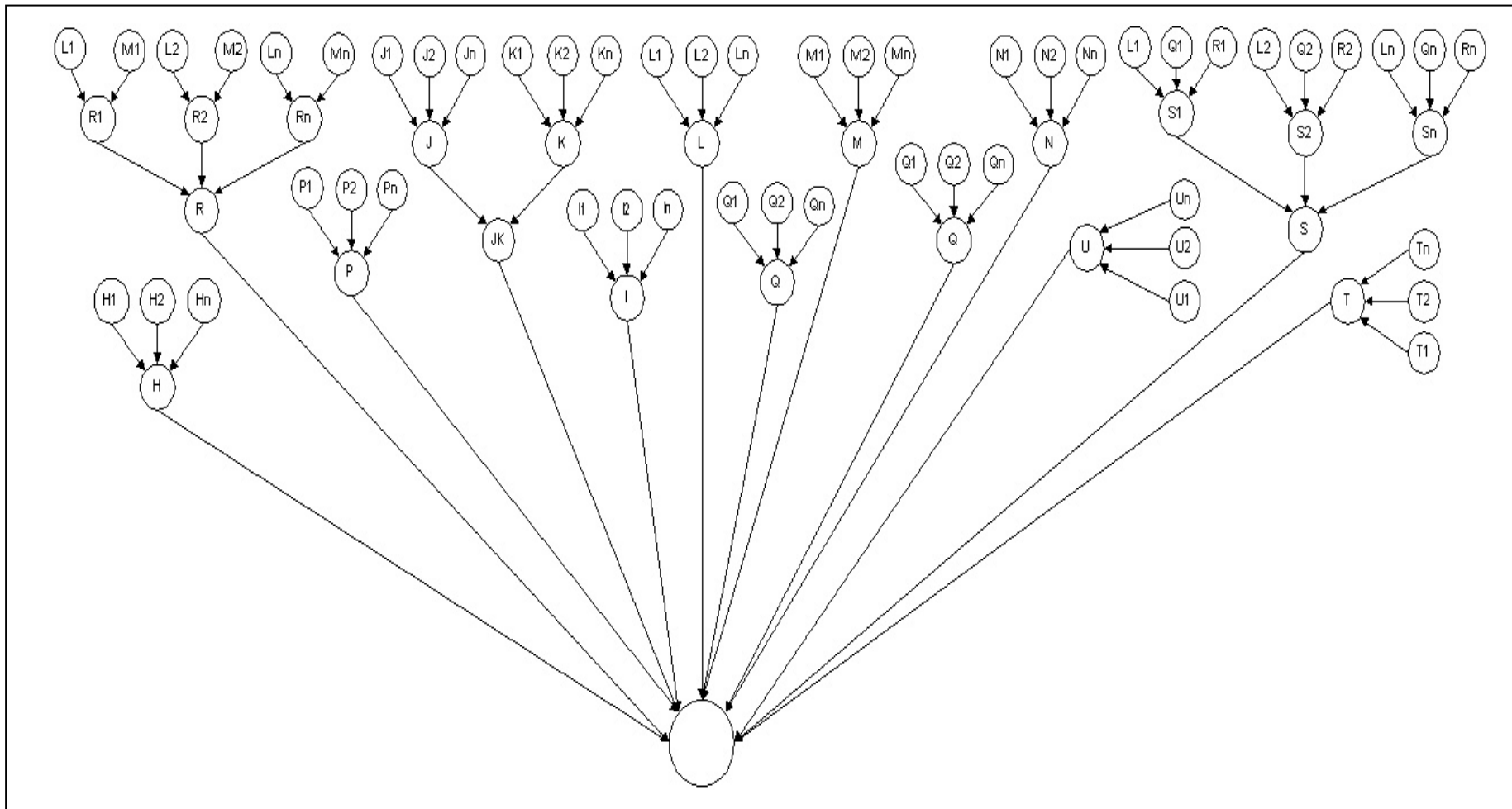


FIGURA 6.12 Red bayesiana inicial

Para la identificación de algunas de las arritmias no se utilizan todos los nodos mostrados en la red bayesiana anterior dado que para algunas no aportan información significativa para la determinación de su estado final, dada la evidencia; tal como se mostró en los diagramas de influencia (sección 6.4.3); por lo tanto para la determinación de algunas arritmias no se está interesado en todas las variables del modelo. En estos casos el objetivo es obtener las funciones de probabilidad condicionada de las variables de interés, dada la evidencia. En esta situación y para la identificación de algunas arritmias, ciertas variables pueden ser irrelevantes para el cálculo de estas funciones. Por tanto se pueden evitar operaciones innecesarias, utilizando solo el conjunto de variables relevantes para la tarea o las identificaciones concretas a realizar. Estas variables pueden ser eliminadas del grafo, permitiendo obtener un modelo equivalente más sencillo, que solo tenga los nodos relevantes.

Por ejemplo: para la identificación de una bradicardia sinusal los únicos dos parámetros relevantes son la frecuencia auricular y la frecuencia ventricular (figura 6.13), por lo tanto los nodos que representan la onda P, complejo QRS, onda T, intervalo PR, Segmento ST, e intervalo QT, pueden ser descartados para la determinación de una bradicardia sinusal.

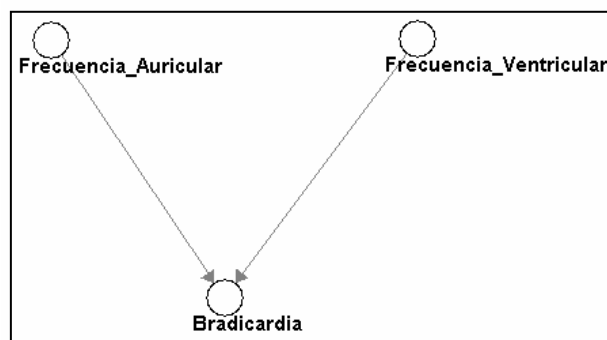


FIGURA 6.13 Nodos relevantes para la identificación de una bradicardia sinusal

Por ello, la red bayesiana propuesta considerando los nodos relevantes para cada arritmia a identificar, se muestra en la figura 6.14.

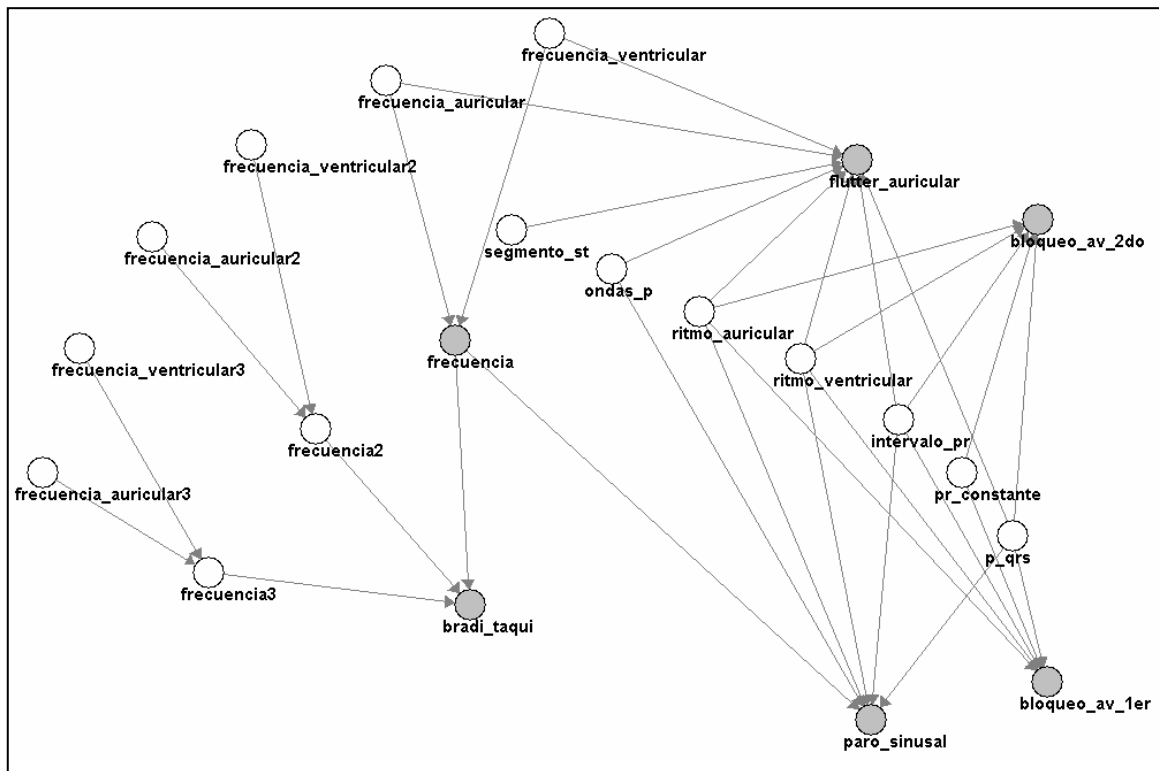


FIGURA 6.14 Red bayesiana propuesta con nodos relevantes por arritmia.

Los atributos de cada nodo se utilizan como datos evidenciales para la red bayesiana, y posteriormente como conclusiones o resultados de salida por el sistema experto según como estos se hayan activado. A continuación se muestra la información relacionada a cada nodo de la red.

NODO	RANGO DE VALORES
Frecuencia Auricular.	Alta, normal, baja.
Frecuencia Ventricular.	Alta, normal, baja.
Ritmo Auricular	Regular, Irregular.
Ritmo Ventricular	Regular, Irregular.
Intervalo PR	Ausente, normal, alargado.
PR Constante	Si, No.
P_QRS	1:1, 2:1, X:1, 0:1.
Ondas P	Normal, Anormal.
Segmento ST	Presente, ausente.
Frecuencia.	Bradicardia, normal, taquicardia.
Bloqueo AV 1er Grado	Presente, Ausente.
Bloqueo AV 2do Grado	Presente, Ausente.
Paro Sinusal	Presente, Ausente.
Flutter Auricular	Presente, Ausente.
Bradi-Taquicardia	Presente, Ausente.

TABLA 6.6 Rango de valores para cada nodo de la red.

Por ejemplo, para la identificación de una bradicardia sinusal o un paro sinusal, y tomando solo los parámetros que influyen en la identificación, se tiene que para una persona antes de realizarse el examen de electrocardiograma tiene una probabilidad de 0.049 de poseer bradicardia y un 0.069 de poseer un paro sinusal, lo cual ha sido obtenido a partir del análisis de una muestra de 50 casos⁶², tal y como se muestra en la figura 6.15.

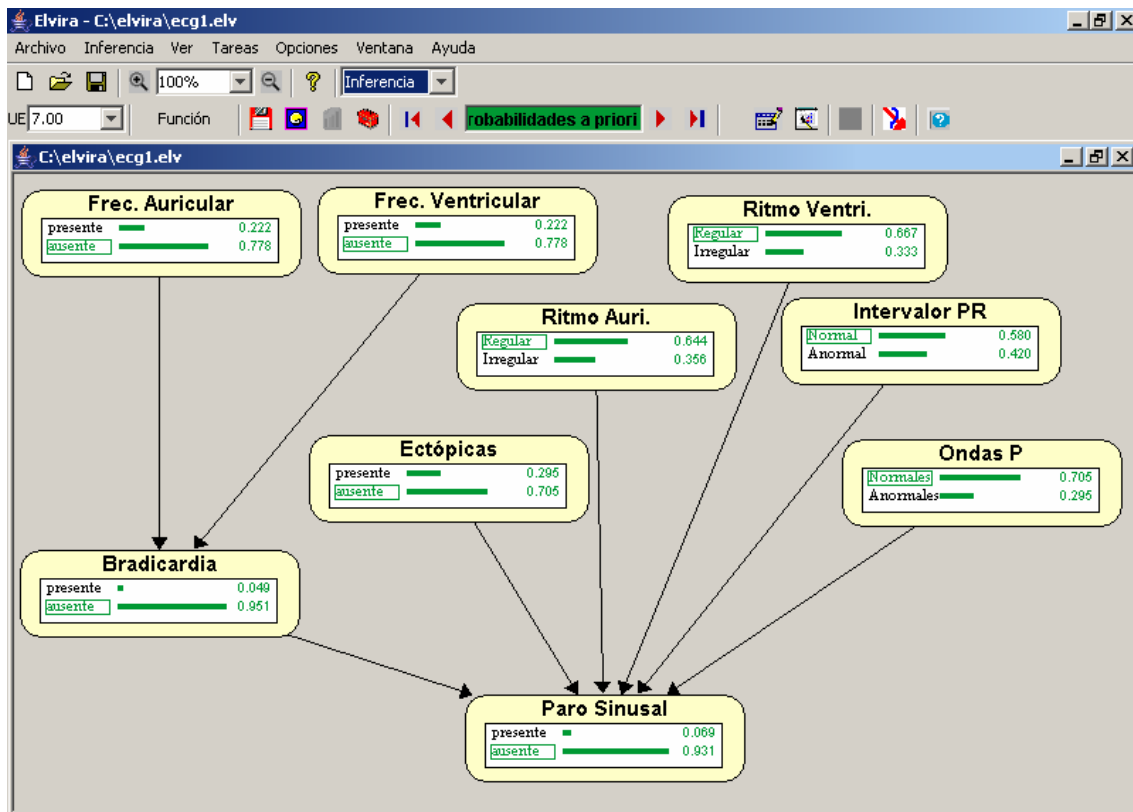


FIGURA 6.15 Valores iniciales de la red, para la identificación de bradicardia.

Si para el primer caso, se tiene como evidencia una frecuencia irregular auricular debajo de 60 lpm, esto activa el nodo relacionado a la frecuencia auricular y propaga dicha evidencia, por lo que ahora nuestra probabilidad aumenta a 0.222, lo cual no es suficiente para indicar una bradicardia, para esto se debe propagar la evidencia encontrada para la frecuencia ventricular; si este también está debajo de los 60 lpm, la presencia de bradicardia se activa.

⁶² Los casos fueron obtenidos de la distribución de la base de datos del Harvard-MIT Division of Health Science and Technology disponible en <http://ecg.mit.edu/>

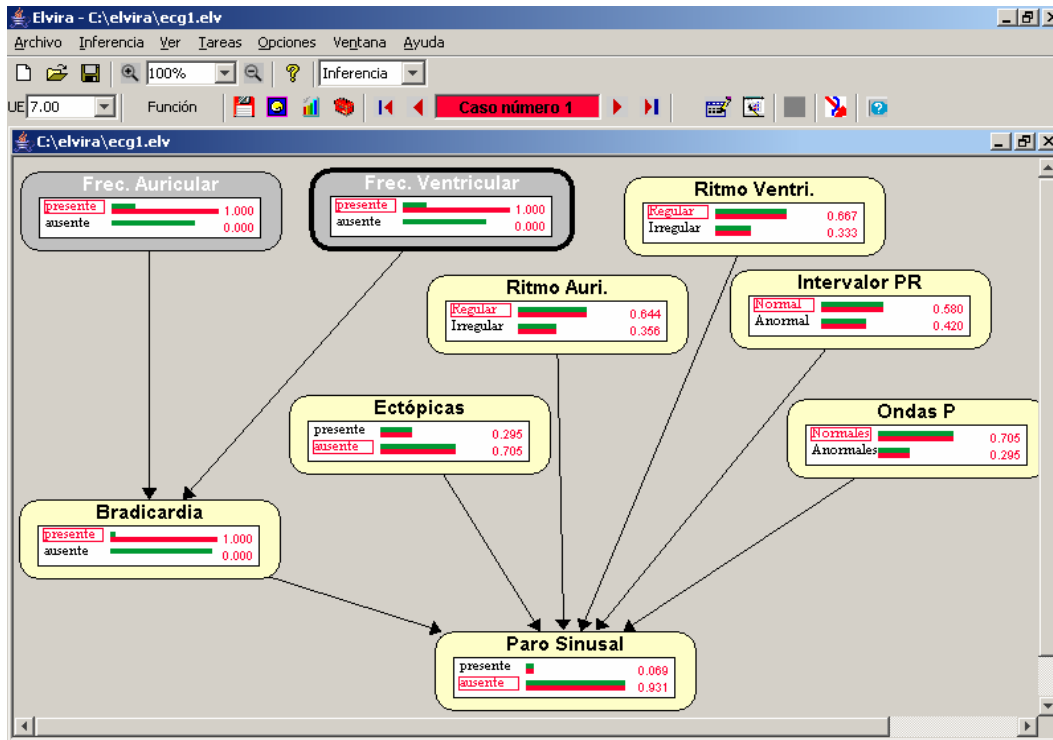


FIGURA 6.16 Frecuencia auricular y ventricular debajo de 60 lpm activado.

Ahora supongamos que también encontramos, ritmo auricular y ventricular anormal, al propagar esta evidencia, nuestra probabilidad de tener un paro sinusal ha aumentado a 0.58, tal y como se muestra en figura 6.17.

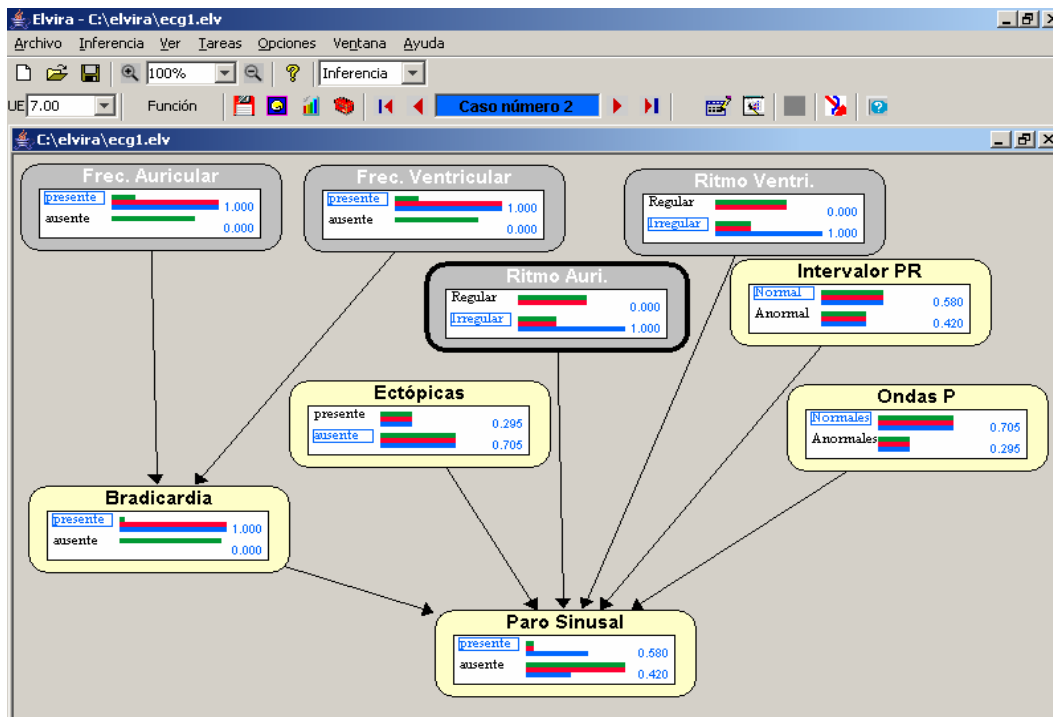


FIGURA 6.17 Ritmo auricular y ventricular irregular

Pero aun no podría considerarse como paro sinusal, puesto que también pudiera ser algún tipo de bloqueo, por lo tanto al obtener la información del intervalo PR que esta dentro de los límites normales y propagar dicha información se identifica el paro sinusal.

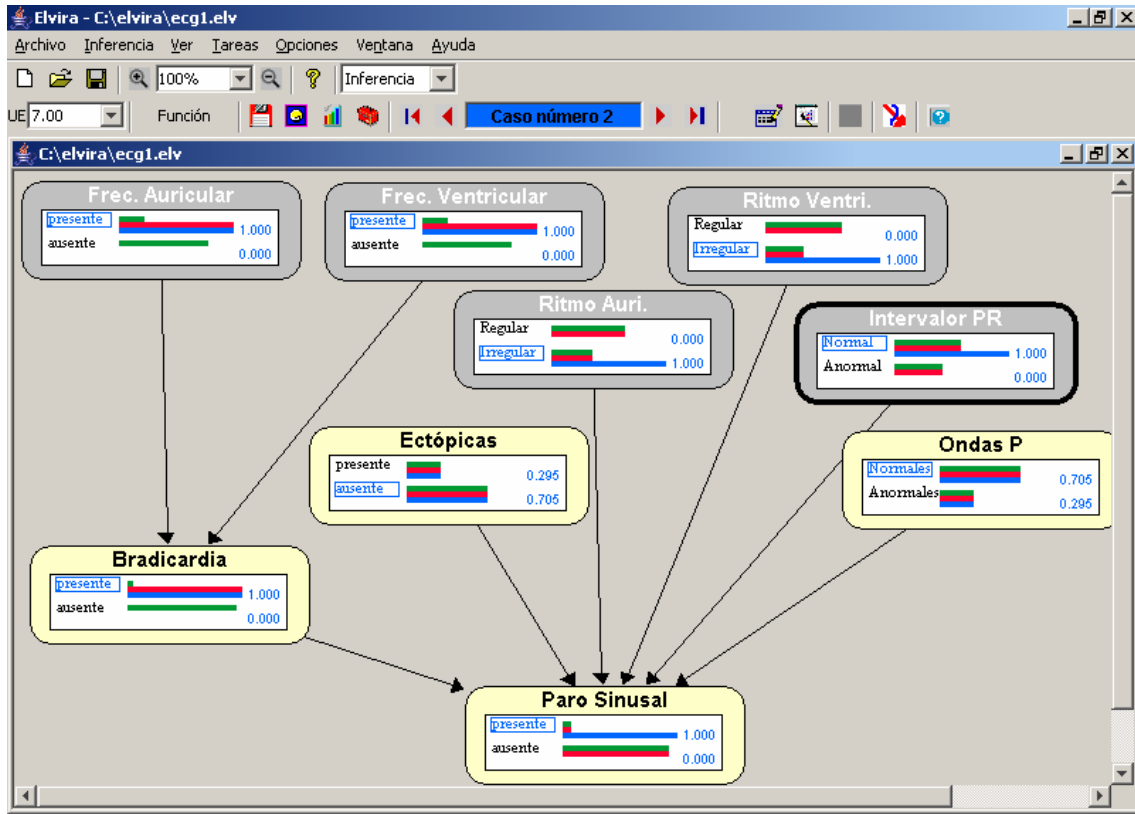


FIGURA 6.18 Propagación del Intervalo PR, identifica un paro sinusal

CAPITULO VII

IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA EXPERTO.

En el siguiente capítulo se describe el desarrollo e implementación del Sistema Experto Bayesiano para la Identificación de Arritmias Cardíacas, como también las herramientas utilizadas en la implementación, con las cuales a partir de la estructuración del modelo formal, se ha podido representar e interpretar el conocimiento del experto en un modelo que pueda ser interpretado por la computadora a través del sistema experto.

Se describe la estructura de los parámetros necesarios que debería ser obtenidos del módulo de captura de datos del electrocardiograma, para la identificación de arritmias cardiacas, que deberían servir como referencia para el sistema de reconocimiento de patrones, descrito en los objetivos del sistema; se describe también el funcionamiento del sistema experto, y el diagrama de clases para la representación de la red bayesiana, el motor de inferencia y el modulo de explicación.

7.1 SELECCIÓN DE LA HERRAMIENTA DE DESARROLLO.

Se ha elegido desarrollar el sistema experto en Java dado que, los programas desarrollados en Java presentan diversas ventajas frente a los desarrollados en otros lenguajes como MS visual basic. La ejecución de programas en Java tiene muchas posibilidades: ejecución como aplicación independiente (Stand-alone Application), ejecución como applet, ejecución como servlet, etc.. Un applet es una aplicación especial que se ejecuta dentro de un navegador o browser al cargar una página HTML desde un servidor Web. El applet se descarga desde el servidor y no requiere instalación en el ordenador donde se encuentra el navegador, lo único que necesita el navegador es el plugin de Java. La ejecución como aplicación independiente es análoga a los programas desarrollados con otros lenguajes.

Además de incorporar la ejecución como Applet, Java permite fácilmente el desarrollo tanto de arquitecturas en dos y tres capas, como de aplicaciones distribuidas, consistentes en crear aplicaciones capaces de conectarse a otros ordenadores y ejecutar tareas en varios ordenadores simultáneamente, repartiendo por lo tanto el trabajo. Aunque también otros lenguajes de programación permiten crear aplicaciones de este tipo, Java incorpora en su propio API estas funcionalidades.

La implementación en Java tiene diversas ventajas, dado que es un lenguaje portable; un paquete de clases escrito en Java puede ser ejecutado en plataformas Unix, Linux, Macintosh y Windows; un programa o paquete puede ejecutarse desde páginas web, a través del Internet, lo que puede alcanzar más audiencia dada la distribución que este puede tener en Internet, y de manera más importante las clases desarrolladas en Java pueden ser implementadas o reutilizadas en diversas aplicaciones, ya que estas pueden ser importadas o crear nuevas clases que hereden atributos y métodos de las clases originales.

Los IDEs (*Integrated Development Environment*), tal y como su nombre indica, son entornos de desarrollo integrados. En un mismo programa es posible escribir el código Java, compilarlo y ejecutarlo sin tener que cambiar de aplicación. Estos entornos integrados permiten desarrollar las aplicaciones de forma mucho más rápida, incorporando en muchos casos librerías con componentes ya desarrollados, los cuales se incorporan al proyecto o programa. El entorno de desarrollo utilizado para la creación del sistema experto es el NetBeans ver4.0, el cual puede ser descargado gratuitamente, del sitio de NetBeans⁶³.

Además del desarrollo del sistema en Java, se ha elegido el uso de documentos XML⁶⁴ para el almacenamiento e intercambio de la información que se recolecta y procesa de cada ECG; también, la definición de la red bayesiana para la identificación de las arritmias esta almacenada en un documento XML, este entorno permite publicar documentos XML, que antes de ser enviados al navegador, sufrirán una serie de transformaciones para adaptarlo a los requisitos del mismo, en nuestro caso serán transformaciones hacia HTML. Esto nos da la posibilidad de que la información y los resultados de la identificación queden disponibles para ser adaptado por otros sistemas de administración de consulta y expediente.

⁶³ www.netbeans.org

⁶⁴ XML significa eXtensible Markup Language, o lenguaje de anotación extensible

7.2 IMPLEMENTACIÓN DE CLASES.

Una vez seleccionado el entorno de desarrollo, la estructuración del sistema experto (capítulo VI), guía la implementación del sistema. Mientras que el modelo especifica que hará, el diseño de la implementación nos muestra como puede alcanzarse el comportamiento deseado, dado la base de conocimientos y los mecanismos de inferencia.

7.2.1 CAPTURADOR DE PARÁMETROS DE ELECTROCARDIOGRAMA.

Dadas las posibilidades de desarrollo en Java se eligió desarrollar un applet para obtener los parámetros del electrocardiograma, cuyo objetivo es el de capturar información relevante de la imagen de ECG, preprocesarla para obtener nuestra evidencia y propagarla sobre la red, obteniendo los resultados de la inferencia y su explicación, para ello se utilizaron las librerías gráficas de Java particularmente el paquete Swing, que son clases extendidas del AWT (Abstract Window Toolkit), con el cual se creó todo el entorno gráfico del capturador de parámetros.

Para poder cargar la imagen escaneada del ECG se creó una clase llamada `PanelImagen` extendida de la clase `JLabel` para sobrescribir los métodos `paintComponent` y `Update` heredados de `JLabel` y así pintar sobre la imagen las líneas con las que se miden cada uno de los parámetros del ECG y actualizar la imagen cada vez que se realizan estos trazos.

Para realizar el desplazamiento de la imagen hacia arriba, abajo, izquierda y derecha se utilizó la clase `JScrollPane`, el cual requiere de un objeto tipo `JPanel` sobre el cual hacer el desplazamiento para lo que se creó una clase llamada `ContenedorImagen` extendida de `JPanel`, el cual a su vez contiene a la clase `PanelImagen`, así se hace el efecto de desplazamiento de la imagen, `JScrollPane` actúa sobre `ContenedorImagen`, que posee una referencia a `PanelImagen` y este es quién contiene la imagen del ECG; en la figura 7.1 se muestra el diagrama de clases.

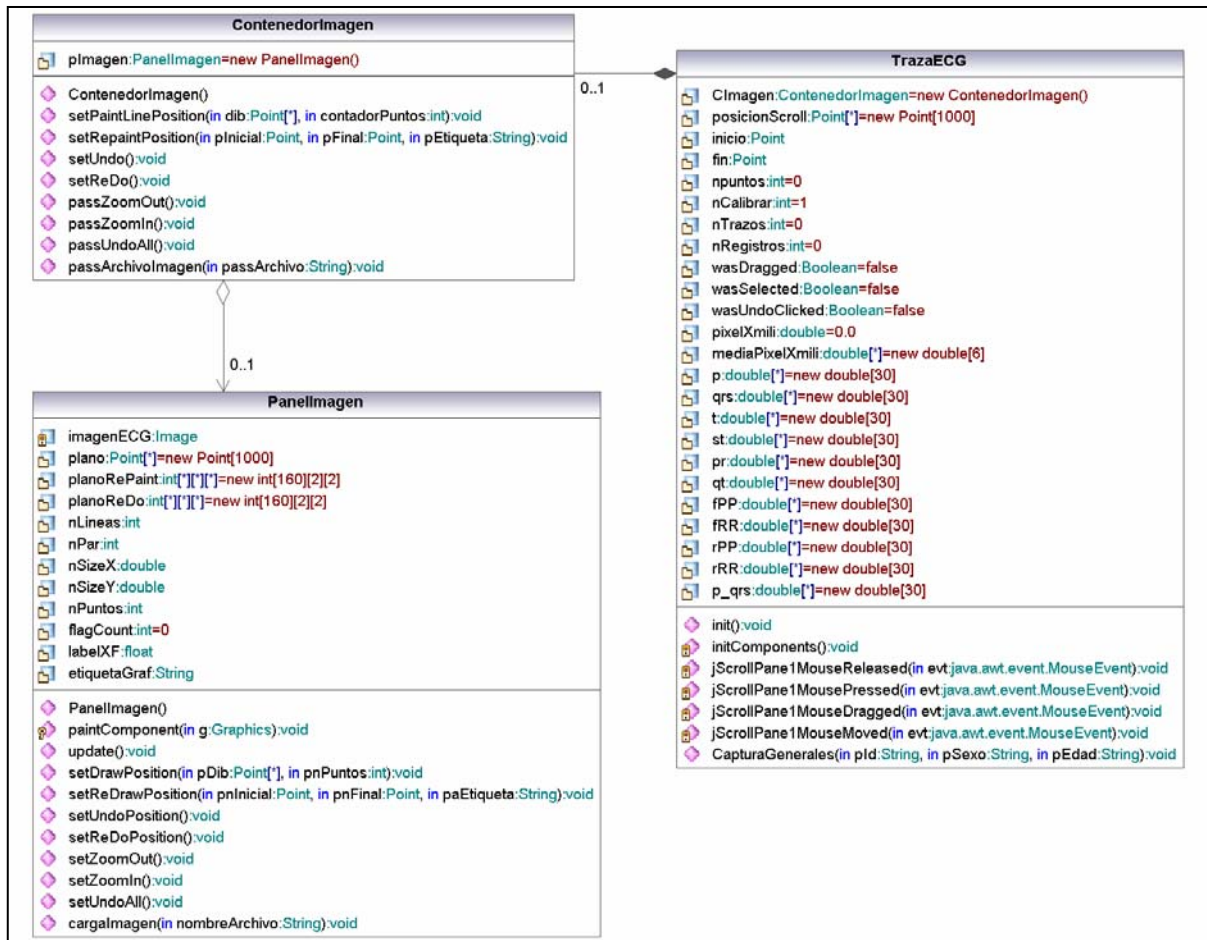


FIGURA 7.1 Diagrama de clases para el capturador de parámetros del electrocardiograma.

Una vez capturada la información del ECG, estos se escriben en archivos XML, para su posterior preprocesado de datos, de esta manera la información capturada queda tal y como se obtuvo, así quedarán disponibles no solo para el sistema experto, sino para cualquier otro sistema que lo necesite. A continuación se muestra el formato del archivo XML cuyo nombre sigue el siguiente formato:

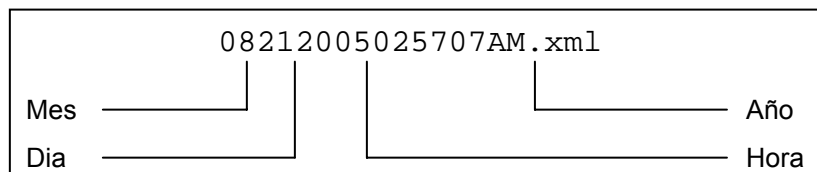


FIGURA 7.2 Formato del nombre para los archivos XML.

Cada XML, inicia con la expresión `<?xml version="1.0"?>`, esta etiqueta inicial es seguida por cualquier definición XML o sentencias que define el DTD (Document Type Definition), el DTD es opcional en un archivo XML.

Todo registro comienza dentro de las etiquetas `<ecg></ecg>` el cual tiene los atributos de *edad*, *fecha del registro*, *imagen*, *sexo* posterior se abre la etiqueta `<ciclo>` el cual deberá contener cada uno de los parámetros obtenidos del ECG como Ondas P, Complejo QRS, Onda T, etc. Así como se muestra a continuación:

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<ecg EDAD="78" FECHA="08-21-2005" IMAGEN="av2.gif" SEXO="Femenino">
  <CICLO>
    <ONDAS>
      <P>0.1178571</P>
      <QRS>0.0910714</QRS>
      <T>0.2142857</T>
    </ONDAS>
    <INTERVALOS>
      <PR>0.2196429</PR>
      <QT>0.4071429</QT>
    </INTERVALOS>
    <SEGMENTO>
      <ST>0.1232143</ST>
    </SEGMENTO>
    <FRECUENCIAS>
      <AURICULAR>
        <fPP>76.1904762</fPP>
      </AURICULAR>
      <VENTRICULAR>
        <fRR>66.6666667</fRR>
      </VENTRICULAR>
    </FRECUENCIAS>
    <RITMOS>
      <AURICULAR>
        <rPP>0.7875000</rPP>
      </AURICULAR>
      <VENTRICULAR>
        <rRR>0.9000000</rRR>
      </VENTRICULAR>
    </RITMOS>
  </CICLO>
</ecg>
```

7.2.2 PREPROCESADO DE PARÁMETROS.

El preprocesado de parámetros es el encargado de preparar y transformar cada uno de los valores obtenidos del ECG en evidencia que pueda ser insertada en cada uno de los nodos de la red e interpretada por esta. Para esto se creo la clase `ECGpreprocesado` el cual es instanciado desde `TrazaECG`, la figura 7.3 muestra el diagrama de clases.



FIGURA 7.3 Diagrama de clases para el preprocesado de parámetros y escritura XML.

En donde a través de la clase WritePreECG, se genera un XML con la información del preprocesamiento, este es formateado utilizando stylesheet transformándolo en un HTML que es lo que se presenta al usuario.

XML generado después del preprocesamiento.

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8" ?>
<ecg EDAD="78" FECHA="08-21-2005" IMAGEN="av2.gif" SEXO="Femenino">
  <ONDAS>
    <P>Normales y Anormales</P>
    <QRS>Normal</QRS>
  </ONDAS>
  <INTERVALOS>
    <PR>Se Alarga progresivamente</PR>
    <QT>Normal</QT>
  </INTERVALOS>
  <FRECUENCIAS>
    <AURICULAR>Normal</AURICULAR>
    <VENTRICULAR>Baja</VENTRICULAR>
  </FRECUENCIAS>
  <RITMOS>
    <AURICULAR>Regular</AURICULAR>
    <VENTRICULAR>Irregular</VENTRICULAR>
  </RITMOS>
  <P_QRS>2:1</P_QRS>
</ecg>
```

Stylesheet utilizado para transformar el documento en HTML

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8" ?>
<!--
  Document      : ECGstyle.xsl
  Created on   : 6 de marzo de 2005, 07:17 PM
  Author       : Nelson
  Description:
    Purpose of transformation follows.
-->

<xsl:stylesheet xmlns:xsl="http://www.w3.org/1999/XSL/Transform"
version="1.0">

  <!-- TODO customize transformation rules
    syntax recommendation http://www.w3.org/TR/xslt
  -->
  <xsl:template match="/ecg">
    <html>
    <head>
    <title>Preprocesado de parametros.</title>
    </head>

    <body>
    <span><font size="1" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-serif"><b>
    <div align="center">
      <div align="left">
        <table width="714" border="0">
```

```

        <tr>
            <td></td>
            <td></td>
            <td><div align="right">Fecha del Registro: <xsl:value-of
select="@FECHA"/></div></td>
        </tr>
        <tr>
            <td>Edad:</td>
            <td><xsl:value-of select="@EDAD"/></td>
            <td></td>
        </tr>
        <tr>
            <td>Sexo:</td>
            <td><xsl:value-of select="@SEXO"/></td>
            <td></td>
        </tr>
        <tr>
            <td>Imagen ECG:</td>
            <td><xsl:value-of select="@IMAGEN"/></td>
            <td></td>
        </tr>
    </table>
</div>
<p align="left">
</p>
</div>
</b></font></span>

<div align="center" class="style2"></div>
<table width="487" border="0">
    <caption align="top">
        <span><font size="2" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-
serif"><b> Valores preprocesados
        </b></font></span>
    </caption>
    <tr>
        <td width="158" bgcolor="#E1EBFF" scope="col"><span>
            <font size="1" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-
serif">Frecuencia Auricular</font></span></td>
        <td width="26" bgcolor="#FFFFFFEA" scope="col"><span>
            <font size="1" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-serif">
                <xsl:value-of select="FRECUENCIAS/AURICULAR"/>
            </font>
        </span></td>
    </tr>
    <tr>
        <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
            Frecuencia Ventricular</font></span></td>
        <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span>
            <font size="1" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-serif">
                <xsl:value-of select="FRECUENCIAS/VENTRICULAR"/>
            </font>
        </span></td>
    </tr>
    <tr>
        <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
            Ritmo Auricular </font></span></td>
        <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span>

```

```

        <font size="1" face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-serif">
          <xsl:value-of select="RITMOS/AURICULAR"/>
        </font>
      </span></td>
    </tr>
    <tr>
      <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
        Ritmo Ventricular </font></span></td>
      <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">

          <xsl:value-of select="RITMOS/VENTRICULAR"/>

        </font></span></td>
    </tr>
    <tr>
      <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
        Ondas P </font></span></td>
      <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">

          <xsl:value-of select="ONDAS/P"/>

        </font></span></td>
    </tr>
    <tr>
      <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
        Complejo QRS </font></span></td>
      <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">

          <xsl:value-of select="ONDAS/QRS"/>

        </font></span></td>
    </tr>
    <tr>
      <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
        Relacion P:QRS </font></span></td>
      <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">

          <xsl:value-of select="P_QRS"/>

        </font></span></td>
    </tr>
    <tr>
      <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
        Intervalo PR </font></span></td>
      <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span class="style17"><font size="1"
face="Verdana, Arial, Helvetica, sans-serif">

          <xsl:value-of select="INTERVALOS/PR"/>

        </font></span></td>
    </tr>
    <tr>

```

```

        <td bgcolor="#E1EBFF"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">
Intervalo QT</font></span></td>
        <td bgcolor="#FFFFFFEA"><span><font size="1" face="Verdana, Arial,
Helvetica, sans-serif">

        <xsl:value-of select="INTERVALOS/QT"/>

        </font></span></td>
    </tr>
</table>
<p></p>
</body>
</html>
    </xsl:template>
</xsl:stylesheet>

```

7.2.3 LA BASE DE CONOCIMIENTOS.

La base de conocimientos de nuestro sistema es la red bayesiana, para lo cual se utilizaron las clases del paquete JavaBayes, el cual es una herramienta para la creación y manipulación de redes bayesianas, compuesto por una serie de parsers⁶⁵ que permiten la lectura de redes en diversos formatos, uno de ellos XML y un motor responsable de la manipulación de las estructuras de datos que representan la red, y el cual puede producir la probabilidad marginal para cualquier nodo de la red.

Se utilizan los paquetes InterchangeFormat y Parsers, para poder leer y manipular una red bayesiana escrita en XML, este formato esta definido dentro de una serie de etiquetas que se describen a continuación.

La primera etiqueta con la que inicia la representación es <BIF> (Bayesian Interchange Format) y se cierran con </BIF>; toda la información de la red está contenida dentro de estas dos etiquetas.

Una red esta definida por su nombre, seguido de una serie de propiedades opcionales, nodos de la red y las distribuciones de probabilidad. Por ejemplo, si observamos el caso simple para la determinación de la frecuencia, el documento sería de la siguiente manera:

⁶⁵ Parse: Dividir la representación de la información en pequeños componentes que puede ser posteriormente analizados. Por Ejemplo, un Parse para una oración podría involucrar el dividir la oración en palabras y frases e identificar el tipo de componente (verbo, adjetivo, pronombre, etc.)

```

<?xml version="1.0" encoding="US-ASCII"?>

<!-- DTD for the XMLBIF 0.3 format -->
<!DOCTYPE BIF [
  <!ELEMENT BIF ( NETWORK )*>
    <!ATTLIST BIF VERSION CDATA #REQUIRED>
  <!ELEMENT NETWORK ( NAME, ( PROPERTY | VARIABLE | DEFINITION )* )>
  <!ELEMENT NAME (#PCDATA)>
  <!ELEMENT VARIABLE ( NAME, ( OUTCOME | PROPERTY )* ) >
    <!ATTLIST VARIABLE TYPE (nature|decision|utility) "nature">
  <!ELEMENT OUTCOME (#PCDATA)>
  <!ELEMENT DEFINITION ( FOR | GIVEN | TABLE | PROPERTY )* >
  <!ELEMENT FOR (#PCDATA)>
  <!ELEMENT GIVEN (#PCDATA)>
  <!ELEMENT TABLE (#PCDATA)>
  <!ELEMENT PROPERTY (#PCDATA)>
]>

<BIF VERSION="0.3">
<NETWORK>
  <NAME>ECGBayes</NAME>

```

El atributo versión en la etiqueta BIF es obligatorio; posterior esta la etiqueta NETWORK y el nombre de la red (etiqueta NAME).

Los nodos están definidos por su nombre el tipo y sus propiedades opcionales:

```

<!-- Variables -->
<VARIABLE TYPE="nature">
  <NAME>frecuencia_auricular</NAME>
  <OUTCOME>alta</OUTCOME>
  <OUTCOME>normal</OUTCOME>
  <OUTCOME>baja</OUTCOME>
  <PROPERTY>position = (335, 66)</PROPERTY>
</VARIABLE>

<VARIABLE TYPE="nature">
  <NAME>frecuencia_ventricular</NAME>
  <OUTCOME>alta</OUTCOME>
  <OUTCOME>normal</OUTCOME>
  <OUTCOME>baja</OUTCOME>
  <PROPERTY>position = (477, 25)</PROPERTY>
</VARIABLE>

<VARIABLE TYPE="nature">
  <NAME>frecuencia</NAME>
  <OUTCOME>bradicardia</OUTCOME>
  <OUTCOME>normal</OUTCOME>
  <OUTCOME>taquicardia</OUTCOME>
  <PROPERTY>explanation bradicardia</PROPERTY>
  <PROPERTY>position = (395, 292)</PROPERTY>
</VARIABLE>

```

El contenido del atributo TYPE de la etiqueta VARIABLE puede tomar los valores *nature*, *decision*, *utility*. En nuestro caso particular, no utilizamos nodos de decisión y funciones de utilidad por lo tanto siempre veremos en los documentos nodos tipo *nature*. La etiqueta NAME define el nombre del nodo, OUTCOME, indica los posibles valores que el nodo puede tomar y las propiedades opcionales, la idea de las propiedades es almacenar información específica, útil para un sistema en particular.

La distribución de probabilidad para cada nodo se representa dentro del documento, de la siguiente manera:

```

<DEFINITION>
  <FOR>frecuencia_auricular</FOR>
  <TABLE>0.222 0.556 0.222 </TABLE>
</DEFINITION>

<DEFINITION>
  <FOR>frecuencia_ventricular</FOR>
  <TABLE>0.222 0.556 0.222 </TABLE>
</DEFINITION>
<DEFINITION>
  <FOR>frecuencia</FOR>
  <GIVEN>frecuencia_auricular</GIVEN>
  <GIVEN>frecuencia_ventricular</GIVEN>
  <TABLE>0.0 0.0 1.0 0.0 0.35 0.65 0.25 0.5 0.25 0.0 0.35 0.65 0.0
1.0 0.0 0.65 0.35 0.0 0.25 0.5 0.25 0.65 0.35 0.0 1.0 0.0 0.0 </TABLE>
</DEFINITION>

```

La etiqueta TABLE es específica del bloque DEFINITION, el cual es usado para definir la topología de la red, por la especificación de las tablas de probabilidad condicional. Por ejemplo el nodo *frecuencia_auricular* es un nodo sin padres cuya distribución de probabilidad está definida dentro de la etiqueta TABLE; para el caso del nodo *frecuencia* se definen las etiquetas GIVEN dentro de las cuales se indica cada uno de los nodos padres, se mostrarán tantas etiquetas GIVEN como nodos padres tenga el nodo que se está definiendo. El cuerpo de la etiqueta TABLE es una secuencia de números reales no negativos representando la distribución de probabilidad dados los padres y los posibles valores del nodo.

El documento que representa la red bayesiana completa se puede consultar en el apartado de anexos; en la figura 7.4 se muestra el diagrama de clases para la base de conocimientos.

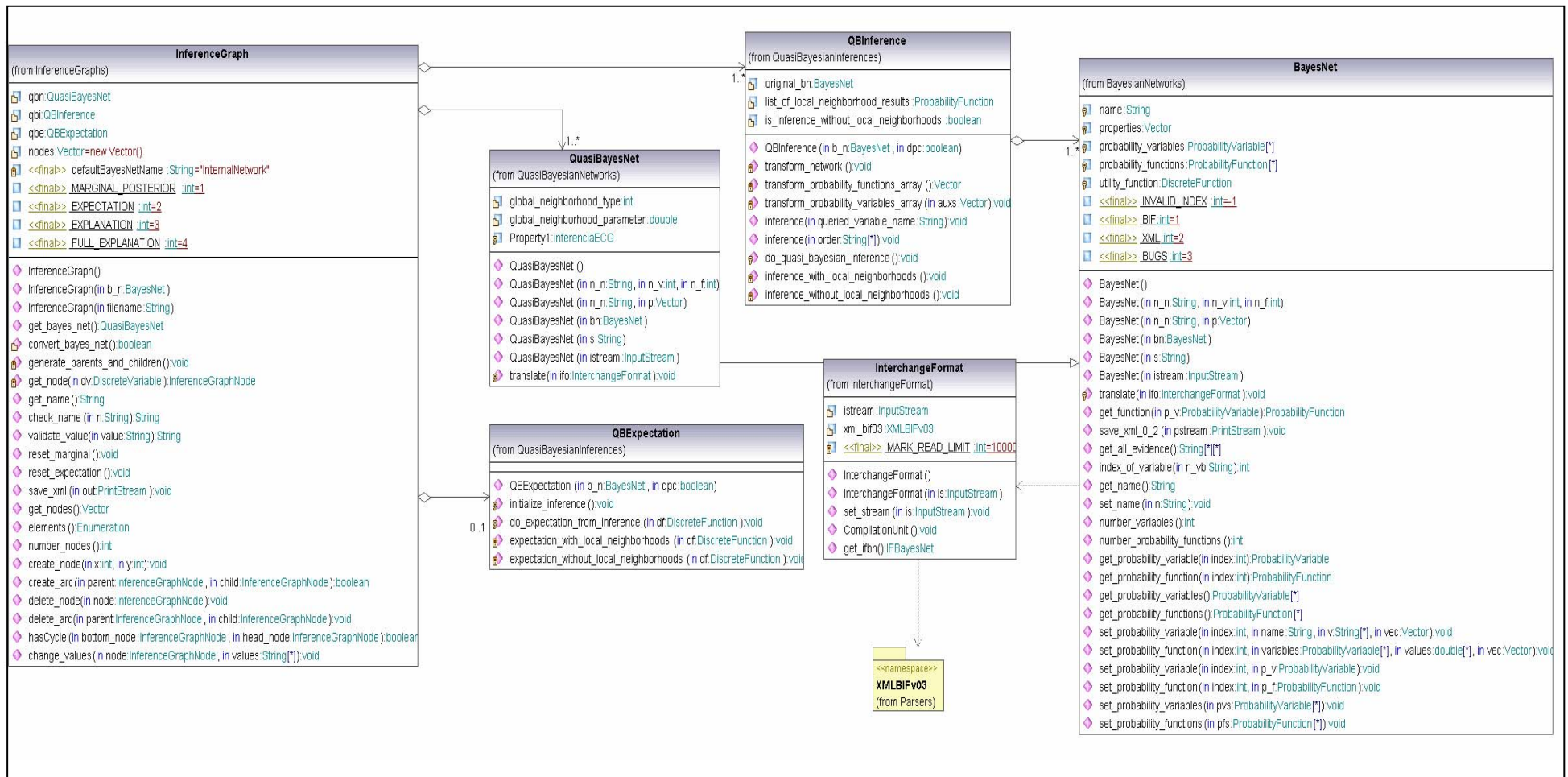


FIGURA 7.4 Diagrama de clases para la base de conocimiento.

7.2.4 EL MOTOR DE INFERENCIA.

Habiendo implementado las clases para almacenar la base de conocimiento y cargar esta en la memoria de trabajo, el siguiente paso es la implementación del motor de inferencia que utilizará el sistema, cuya función es la de propagar la evidencia obtenida del capturador de parámetros; para esto se creó una clase llamada `inferenciaECG`, la cual utiliza las clases `InferenceGraph`, `InferenceGraphNode`, `QuasiBayesNet`, `ProbabilityFunction`, `DiscreteVariable`, `QBInference`.

Las relaciones entre los nodos evidenciales, intermedios y los nodos objetivos viene dada por la representación de estos en la red bayesiana, por lo que el motor de inferencia, recibe cada uno de los parámetros preprocesados con `ECGpreprocesado`, cuyos valores resultantes son los atributos que cada nodo puede tener; es decir, de cada uno de los atributo-valor que puede tener un nodo evidencial, el preprocesado devuelve al motor de inferencia uno de estos atributo-valor capturados del ECG, para que sean propagados sobre la red instanciando cada uno de ellos en su respectivo nodo; posteriormente se calculan las probabilidades marginales de cada nodo objetivo dada la evidencia para posteriormente ser analizados y explicados por el subsistema de explicación.

El algoritmo de propagación utilizado es el de propagación en poliarboles, descrito en la sección 4.4, cuya implementación se encuentra dentro del paquete `BayesianInferences` en la clase `BucketTree`. El diagrama de clases para el motor de inferencia se presenta en la figura 7.5

7.2.5 SUBSISTEMA DE EXPLICACION.

El subsistema de explicación es el encargado de generar el informe final con los resultados de la propagación de la evidencia, su función es mostrar la arritmia identificada por el sistema experto, dar un breve descripción de ésta, explicar como se logró la identificación, describiendo la lectura del trazo, así como de manera general las causas probables, síntomas y tratamiento.

Para tal función se creo la clase `WriteInterpretado`, que es llamado desde `TrazaECG`, y utiliza `inferenciaECG`, para conocer los resultados de la inferencia, así también recibe como parámetro una referencia a `ECGpreprocesado`, para describir la lectura del trazo. El diagrama de clases se muestra en la figura 7.6



FIGURA 7.6 Diagrama de clases para el subsistema de explicación.

7.3 INTERFAZ DE USUARIO.

El sistema es cargado a través del navegador el cual carga una página inicial conteniendo el applet de java utilizado para capturar los parámetros del electrocardiograma, el cual también es el encargado de cargar la imagen del ECG previamente escaneado, mostrándolo en pantalla y que actúa como un editor de imagen, sobre el cual se realizan diferentes trazos para la valoración de cada onda, segmento e intervalo, y así capturar la matriz de parámetros de entrada que necesitan ser preprocesados obteniendo evidencia para ser propagada e inferir un resultado. Tal y como se muestra en la figura 7.7 y 7.8.

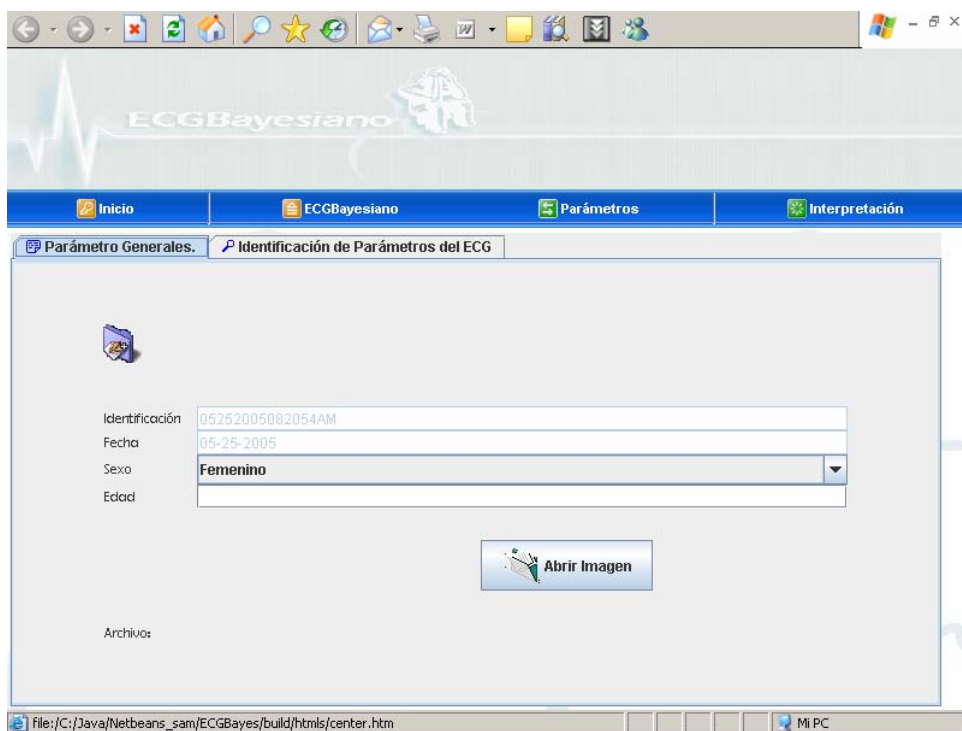


FIGURA 7.7 Sistema Experto Bayesiano, Modulo de captura de datos del electrocardiograma.

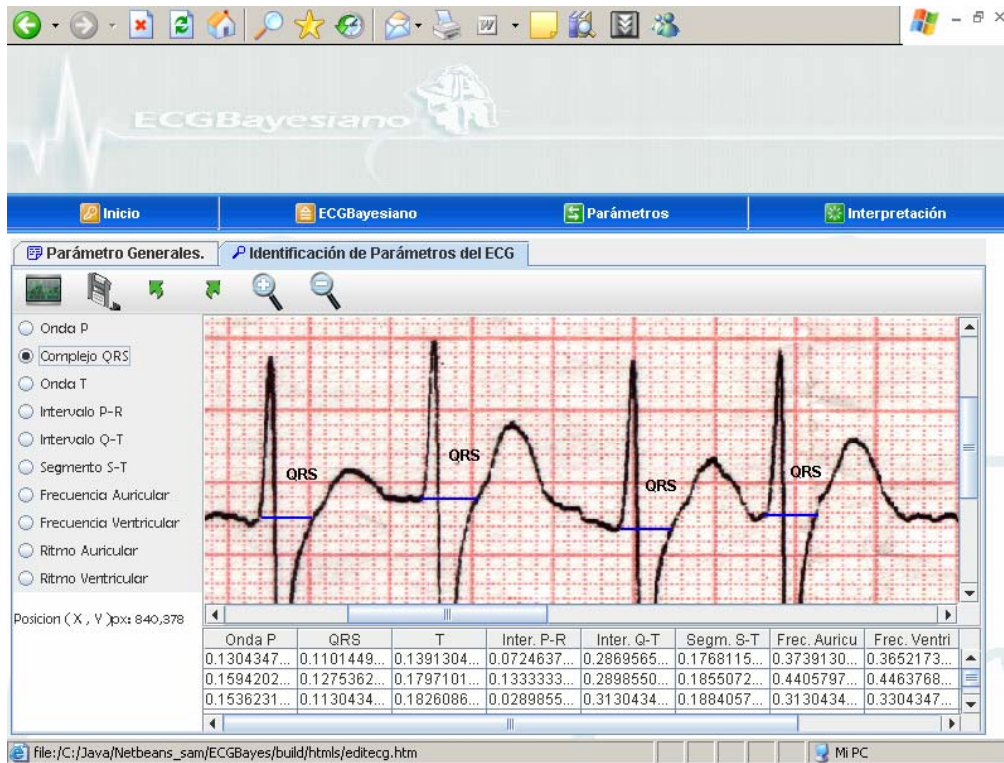


FIGURA 7.8 Sistema Experto Bayesiano, Modulo de identificación de parámetros del ECG.

Una vez capturados los parámetros del ECG, se genera una matriz con los datos obtenidos tal y como se describió en la sección 7.2.1, transformados en un HTML tal y como se muestra en la figura 7.9.

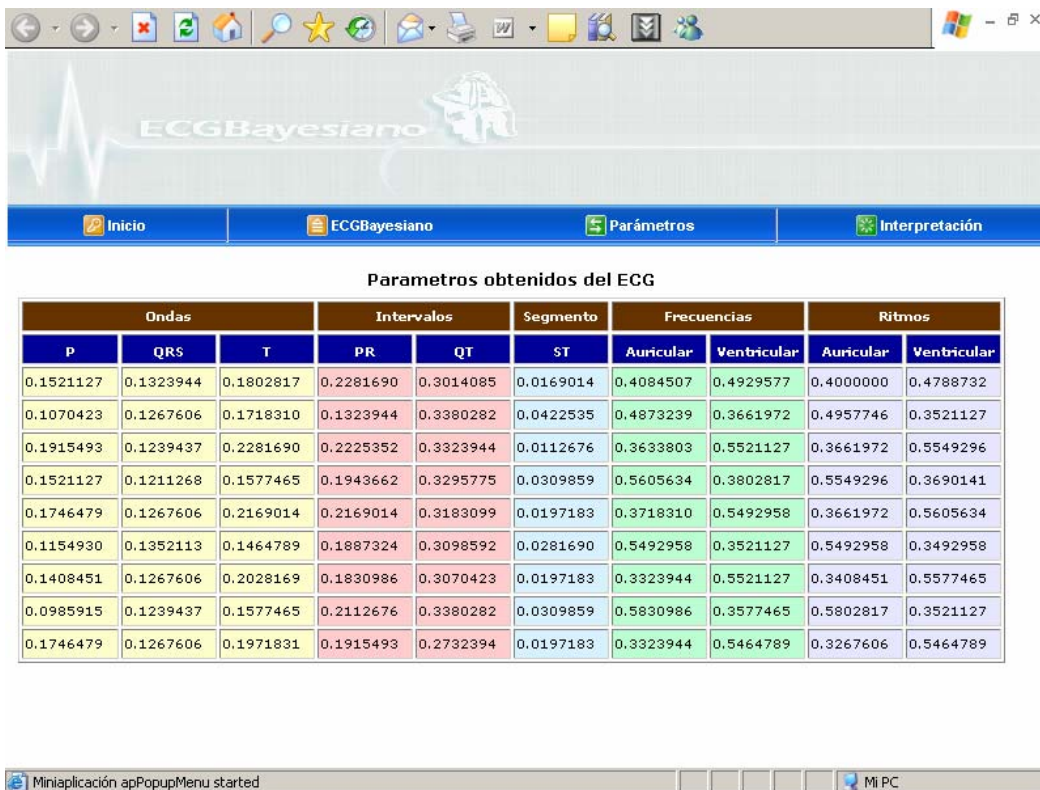


FIGURA 7.9 Sistema Experto Bayesiano, parámetros obtenidos del ECG.

Por lo tanto, al obtener los valores de cada parámetro estos son preprocesados, y posteriormente son propagados sobre la red, de la cual se logre la identificación de las arritmias, el preprocesado de la información se muestra de en la figura 7.10

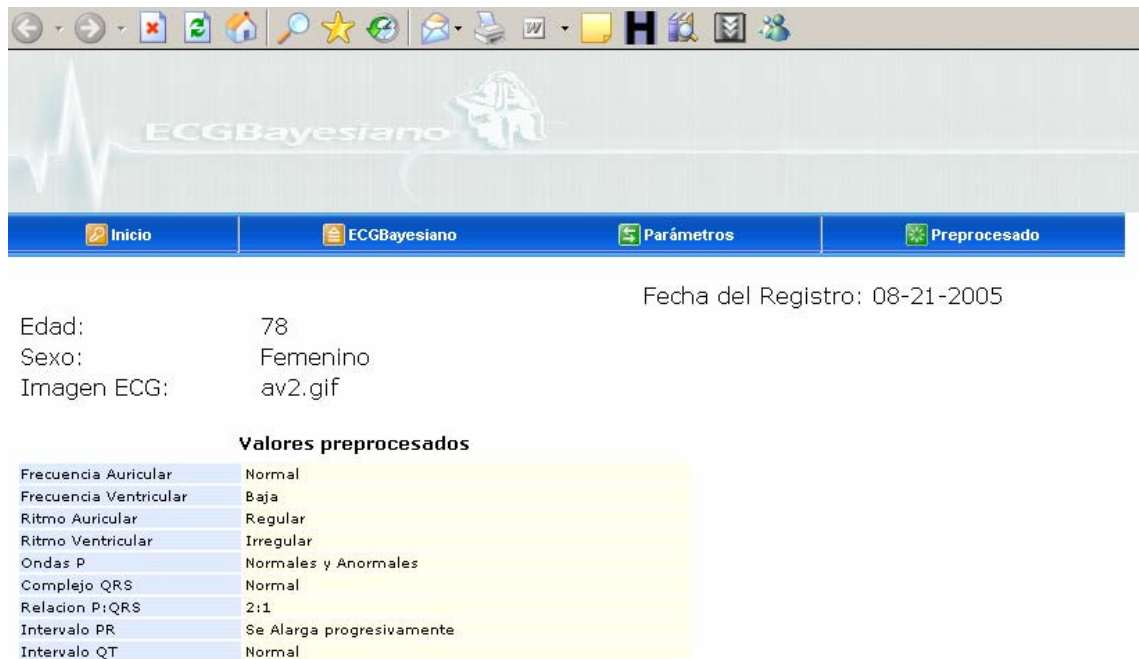


FIGURA 7.10 Valores preprocesados después de capturar los parámetros.

El informe final es la identificación de la arritmia y la interpretación de los datos que influyeron en la identificación.

Además de manera general se describe las causas probables que conlleva a la arritmia identificada, así como, síntomas que se pueden encontrar en el paciente y un posible tratamiento, hay que resaltar que esto puede variar dependiendo del historial clínico del paciente.

Edad: 78
 Sexo: Femenino
 Imagen ECG: av2.gif

Interpretación del trazo

El trazo corresponde a un Bloqueo AV de 2 °, Mobitz I, llamado también Fenómeno de Wenckebach, se caracteriza por un alargamiento progresivo del intervalo PR hasta que un impulso se bloquea y hay ausencia de un complejo QRS.

Lectura

Paciente femenina de 78 años de edad con frecuencia auricular mayor a la ventricular dentro de los límites normales; ritmo auricular normal y ventricular irregular.

Onda P normal en tamaño y configuración.

Intervalo PR se alarga con cada ciclo, hasta que se produce una onda P no seguida por un complejo QRS. Relación P:QRS 2:1

Complejo QRS dentro de los límites normales.

Segmento ST normal en tamaño y configuración

Segmento QT normal.

Causas Probables

Infarto miocardio de la pared inferior, Intoxicación con digital, Fiebre Reumática aguda (transitoria), Desequilibrio de electrolitos (transitorio), Estimulación vagal (transitorio), Tratamiento con quinina o procainamida (transitorio).

Síntomas que puede encontrar en este paciente.

En general sin síntomas, pero puede haber hipotensión y síncope si disminuye la frecuencia ventricular.

Tratamiento

Ningún tratamiento es necesario para la mayoría de pacientes, si el paciente está sintomático, puede recurrirse a la atropina o a la implantación de un marcapaso temporal, se recomienda vigilar a los pacientes por la posible progresión a un grado mayor de bloqueo AV.

Valores encontrados	
Frecuencia Auricular	Normal
Frecuencia Ventricular	Baja
Ritmo Auricular	Regular
Ritmo Ventricular	Irregular
Ondas P	Normales y Anormales
Complejo QRS	Normal
Relación P:QRS	2:1
Intervalo PR	Se Alarga progresivamente
Intervalo QT	Normal

CAPITULO VIII

VALIDACIÓN DE RESULTADOS.

La construcción de un sistema experto quedaría incompleta si no se realizara una evaluación del programa resultante. En este capítulo se muestra una descripción de la evaluación realizada, así como los resultados obtenidos.

8.1 MÉTODO DE EVALUACIÓN.

Para la evaluación de verificación, validación y aceptación del sistema experto se utilizó el método del cuestionario.

un cuestionario con 15 preguntas cerradas es decir limitadas de respuestas posibles; 5 preguntas abiertas y comentarios del experto al final de cada segmento de preguntas; tanto para las preguntas cerradas como para las preguntas abiertas al formularlas se tuvo cuidado de no predisponer al usuario experto a dar una respuesta concreta.

En la evaluación se encontró la limitación de la disponibilidad de los expertos dispuestos a colaborar por la disponibilidad de tiempo del que disponen.

En la evaluación de la interfaz del sistema experto se cargaron electrocardiogramas de las diferentes arritmias que identifica el sistema, además de otras que no fuesen identificables. Los electrocardiogramas fueron cargados de pacientes reales, de referencias bibliográficas y referencias de Internet.

A continuación se presenta el formato del cuestionario que se presento para la evaluación del sistema:

Cuestionario sobre SISTEMA EXPERTO “ARRITMIAS CARDIACAS”

A. Modelo cardiológico

1. Considera que los datos e interpretaciones que incluye el modelo son suficientes para identificar las arritmias consideras en este sistema.

Suficientes 1. 2. 3. 4. 5. Insuficientes

a. Comentarios:_____

B. Interfaz

Nos referimos al sistema de pantallas y menús, etc.

2.. ¿Es fácil de aprender?

Fácil 1. 2. 3. 4. 5. Difícil

3.. ¿Es cómodo y agradable de manejar?

Cómodo 1. 2. 3. 4. 5. Engorroso

4. ¿La interacción con el programa es flexible o se siente forzado/a por el?

Flexible 1. 2. 3. 4. 5. Forzado/a

5. ¿Cómo le parece la presentación de datos y resultados?

Clara 1. 2. 3. 4. 5. Confusa

6. La ayuda que ofrece el sistema para su manejo es suficiente

Suficiente 1. 2. 3. 4. 5. Insuficiente

b. Comentarios:_____

C. Explicación

7. Considera útiles las explicaciones y gráficas incluidas en el programa de las ondas e intervalos.

Útiles 1. 2. 3. 4. 5. Inútiles

8. Le parecen suficientes

Suficientes 1. 2. 3. 4. 5. Insuficientes

9. Son fáciles de comprender

Comprensibles 1. 2. 3. 4. 5. Complicadas

c. Comentarios:_____

D. Interpretación

10. En general es correcto la interpretación que ofrece el programa

Correcto 1. 2. 3. 4. 5. Incorrecto

11. Le parece útil que el programa realice una interpretación

Útil 1. 2. 3. 4. 5. Inútil

d. Comentarios:_____

E. Informe

12. Es correcto en su contenido
Correcto 1. 2. 3. 4. 5. Incorrecto
13. Es adecuada la forma de presentar las conclusiones
Adecuada 1. 2. 3. 4. 5. Inadecuada
- e. Comentarios sobre el informe:_____

F. Comentarios generales

14. Valoración general del programa
Positiva 1. 2. 3. 4. 5. Negativa
15. Considera que el informe que realiza un programa como éste, ayudará a los usuarios a aprender la lectura e interpretación de los parámetros de un electrocardiograma así como las arritmias cardíacas cargadas en su base de datos.
Sí 1. 2. 3. 4. 5. No
16. ¿Por qué?
17. ¿Que es lo que más le ha gustado del sistema?
18. ¿Y lo que menos le ha gustado o le ha decepcionado?
19. ¿Que hay que añadir a al sistema?
20. ¿Hay algo que suprimir?
21. Otros comentarios sugerencias opiniones

8.2 RESULTADOS OBTENIDOS.

Para la evaluación del sistema experto se contó con dos cardiólogos, un ingeniero experto en electrocardiografía y un técnico en cardioritmo. Cuatro personas en total.

Los resultados de las evaluaciones se presentan como una valoración en conjunto, así como también comentarios individuales que se tomaron en cuenta para validación final del sistema:

A. Modelo Cardiológico

El sistema demostró que los datos que incluye en su modelo son los suficientemente necesarios para interpretar una arritmia en un electrocardiograma. Y aunque en uno de los comentarios se dijo que hay una

gran variedad de arritmias cardíaca con diversos grados de complejidad, las arritmias que interpreta el electrocardiograma cumple con los datos necesarios para identificarlas.

Todos coincidieron en comentar y/o sugerir ampliar la base de datos con más desordenes de conducción cardíaca (arritmias).

Debemos mencionarse también que la limitación de tiempo por parte de las personas evaluadas fue un factor negativo para el cuestionario, así como también la pequeña muestra de usuarios expertos evaluados (disponibilidad) al no proporcionar y dedicar tiempo.

B. Interfaz

El sistema de pantallas y menú les pareció fácil de aprender, pero al contrario la captura de parámetros del ECG les pareció un tanto engorroso, y muy incomoda de manejar para la toma de estos valores; cabe aclarar que los encuestados son expertos humanos que posiblemente solo con una observación pueden deducir los resultados del estudio; y el sistema está pensado para personas que comienzan el estudio de interpretación de un electrocardiograma.

En la interacción con el programa les pareció flexible, y clara la presentación de los datos. Comentarios apunta a que la tabla "Parámetros obtenidos del ECG" proporciona valores muy exactos, y que por separado no son utilizables en la historia clínica del paciente. Pero que las conclusiones del preprocesado e interpretación de ésta, son herramientas buenas para tomar de base como guía para la realización de historias clínicas de pacientes con las arritmias identificables u otras arritmias.

La ayuda que ofrece el sistema en su manejo ha recibido una calificación muy positiva.

C. Explicación

Los médicos han apreciado notablemente la utilidad de las explicaciones en especial la presentación de los intervalos correspondientes a cada parámetro, así como fácilmente comprensibles. Sin embargo será deseable que el programa "ofreciera explicaciones que incluyera un poco más los antecedentes

del paciente, si es o fue fumador, si es deportista, si esta en un proceso de infarto, etc.”

Debe comprenderse que las limitaciones para tener acceso al expediente de un paciente son grandes y que el sistema podría incluirlos y mejorar sus conclusiones si se le brindara más apoyo al desarrollo de éstos proyectos.

D. Interpretación

En general el sistema ha generado una interpretación correcta, el experto ha comentado la inquietud de que la interfaz este directamente colocada con la captura del electrocardiograma en estudio y no sea solamente una imagen, además casi todos coincidieron positivamente en que la utilidad del sistema, sería mejor para personas que comienzan el estudio de la lectura e interpretación de electrocardiogramas; mientras que a uno les parece inútil dado que el médico ya ha extraído sus conclusiones mientras realizaba el electrocardiograma, talvez por que él es un experto.

E. Informe

Dentro del funcionamiento del sistema en este aspecto que ha producido en su informe un contenido correcto y con conclusiones adecuadas, un informe en que los datos e interpretaciones aparecen de forma ordenada concisa y completa.

F. Comentarios Finales

La valoración general del sistema ha sido bastante positiva, los cuestionarios que han contestado mostraron más comentarios positivos manifestando el interés de presentar el sistema con estudiantes y las cualidades que este tiene sobre todo que guía al usuario en la identificación de arritmias. Uno de los encuestados señala como virtud del sistema la objetividad y otro las futuras posibilidades de desarrollo. Entre las deficiencias que los usuarios mencionaron fue la captura de parámetros, ciertamente la captura de estos valores es de los aspectos que debe ser mejorado o introducido en nuevos proyectos a implementar, teniendo ya esto como base. Tal y como se presento en la idealización del sistema en el que debería existiera un sistema de reconocimiento de patrones, analizador de señales o visión artificial.

8.3 VALIDACIÓN DEL SISTEMA.

Para la validación de resultados del sistema experto se realizaron 12 muestras con expertos humanos y se compararon los resultados contra los del sistema experto, de la siguiente manera.

No	Experto humano	Sistema Experto.
1	Bradicardia con frecuencia de 55 lpm, en derivación V6	Bradicardia con frecuencia de 57 lpm, en derivación V6.
2	Ritmo sinusal norma en derivación en aVf y V3.	Ritmo sinusal normal, frecuencia de 73 lpm. En aVf y V3
4	Ritmo sinusal norma en derivación en II.	Ritmo sinusa con frecuencia de 61 lpm, en derivación II
5	Bradicardia con frecuencia de 40 lpm, en derivación II y V6	Bradicardia con frecuencia de 44 lpm, en derivación II y frecuencia de 46 lpm en V6
6	Taquicardia con frecuencia de 110 lpm, en derivación aVf y V1	Taquicardia con frecuencia de 104 lpm, en derivación aVf y V1.
7	Taquicardia con frecuencia de 115 lpm, en derivación II y aVf	Taquicardia con frecuencia de 125lpm, en derivación II y frecuencia de 117lpm en V1
8	Bradicardia con frecuencia de 50 lpm, en derivación aVf y V1	Bradicardia con frecuencia de 53 lpm, en derivación aVf y con frecuencia de 51 lpm, en V1
9	Ritmo sinusal norma en derivación en V6.	Ritmo sinusal norma en derivación en V6 con frecuencia de 86 lpm.
10	Bradicardia con frecuencia de 50 lpm, en derivación V3 y V6	Pausa sinusal con frecuencia de 49 en v3 y Bradicardia sinusal con frecuencia de 51 en V6.
11	Bloqueo AV 1er Grado en II y V6	Bloqueo AV 1er Grado con frecuencia de 69 en II y 65 en V6
12	Pausa sinusal en II y aVf	Pausa sinusal en II con frecuencia de 62 y bradicardia con frecuencia de 59 en aVf.
13	Taquicardia con frecuencia de 110 lpm, en derivación V1 y V6	Taquicardia con frecuencia de 105lpm, en derivación V1 y frecuencia de 106 lpm en V6.

Tabla 8.1 Validación de resultados del sistema experto.

De la tabla anterior se puede concluir que el sistema experto, logró la identificación de las arritmias con un porcentaje de acierto del 84.6%, las fallas en los aciertos es debido a las diferentes vistas y características que en cada derivación se muestra.

CAPITULO IX

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.

9.1 CONCLUSIONES.

En el desarrollo del Sistema Experto, se estudio la forma de representar el conocimiento en un área de especialización dada a través de redes bayesianas, así como, de los algoritmos de inferencia para obtener resultados o conclusiones a partir de una muestra de datos. La característica principal del sistema experto es que no está basado en reglas, sino en un modelo probabilístico.

La principal ventaja frente a otros modelos alternativos de representación del conocimiento, es su base probabilística, en las cuales se indica qué probabilidades son necesarias, cómo debe de obtenerse y cómo han de combinarse, para el tratamiento de la incertidumbre; a diferencia de los sistemas basados en reglas, factores de certeza o inferencia difusa.

Otra ventaja de la utilización de modelos probabilísticos es el empleo del razonamiento causal, lo cual permite tres tipos de razonamiento: abductivo (de los efectos a las causas), deductivo o predictivo (de las causas a los efectos) e intercausal (entre dos causas del mismo efecto). Dicho de otra manera, son capaces de obtener todas y únicamente las inferencias que estén justificadas; en cambio en los sistemas basados en reglas sea que utilicen factores de certeza o lógica difusa, solo admiten un solo tipo de inferencia, de los hallazgos hacia las hipótesis.

Aunque las redes bayesianas pueden trabajar con interpretaciones subjetivas de la probabilidad; de manera personal, sería deseable utilizar probabilidades objetivas procedentes de estudios epidemiológicos. Solo en caso de no existir estudios estadísticos, se debería de recurrir a la estimación subjetiva de las probabilidades que los expertos humanos pueden ofrecer.

Uno de los obstáculos que se encontraron desde el inicio para la aplicación de modelos probabilísticos al sistema experto, es la dificultad para construir las redes, a partir de los datos, dada la escasez de bases de datos completas, como la carencia de conocimiento en el dominio de aplicación, lo cual dificulta la construcción con la ayuda de expertos humanos.

El desarrollo de este tipo de sistemas es una tarea muy compleja, dada la poca disponibilidad de tiempo por parte de los expertos.

El sistema proporciona una forma sencilla y eficiente de almacenar la información de casos, lo que permite su posterior análisis, distribución y estudio.

9.2 RECOMENDACIONES.

Para una estimación más precisa de los valores inferidos, se deberían de estudiar los métodos de aprendizaje bayesiano para, poder obtener datos objetivos a partir de una base de datos, sin necesidad de obtenerlos de manera subjetiva del experto humano.

Incorporará la posibilidad de realizar el preprocesado de la información a través de métodos de lógica difusa. Esto por su capacidad de procesar datos de entrada expresados verbalmente y con incertidumbre.

Siguiendo las observaciones por los expertos sería deseable ampliar la base de arritmias que el sistema debería de poder identificar.

Para la captura de parámetros a partir de la imagen del electrocardiograma, resulta recomendable que estas imágenes, sean cargadas en el sistema con al menos 3 complejos completos (P-QRS-T), para minimizar el error en la obtención de los datos y maximizar el análisis de los parámetros por el preprocesado de estos.

El monitoreo cardiaco mediante una sola derivación aunque es práctico y conveniente, no basta; se recomienda analizar hasta 3 derivaciones del ECG, la selección de estas derivaciones estará individualizada de acuerdo al perfil cardiaco del paciente, pero de manera general se recomienda el uso de las derivaciones II, V1, V6 y/o aVf.

Las imágenes de los trazos a analizar deben de mostrar la calibración del electrocardiógrafo, esto con la finalidad de conocer sobre cuales condiciones técnicas fueron tomadas las lecturas del ECG.

Resultaría interesante poder omitir el capturador de parámetros del ECG, por un sistema que analice la señal del ECG y del cual se obtengan los parámetros que necesita el motor de inferencia para la identificación de arritmias, para ello resulta interesante el trabajo realizado por Gretchen Kleisinger, Eduardo del Valle y Jorge Monzón. Detección de Parámetros Electrocardiográficos con Modelos SOM y LVQ de Redes Neuronales.

Las características mínimas sobre las cuales el sistema experto puede ser ejecutado son las siguientes:

Hardware		Software
Procesador	800 Mhz o superior	Internet Explorer v6.0
Memoria RAM	128Mb	Java Plugin ver 1.4.01 o superior
Almacenamiento en Disco	8 MB + el espacio en disco para cada imagen.	JRE 1.4.02 (Java Runtime Enviroment) o Superior.

GLOSARIO

Arritmias: Cualquier variación del ritmo normal del latido cardiaco, que incluye arritmia sinusal, extrasístole, bloqueo cardiaco, fibrilación auricular, aleteo auricular, pulso alternante y taquicardia paroxística.

Bloqueo AV de 1er Grado: Es un trastorno de la conducción en que los impulsos eléctricos pasan normalmente desde el nodo SA a través de las aurículas, pero se retardan en el nodo AV.

Bradicardias: Lentitud del latido cardiaco, que se manifiesta por disminución de la frecuencia del pulso, a menos de 60.

Bradicardia sinusal: Es una disritmia con frecuencia sinusal inferior a 60 latidos por minuto en la cual todos los impulsos provienen del nodo sinusal.

Complejo QRS: Indican la despolarización ventricular en una variedad de situaciones clínicas en que hay alteraciones en los tejidos cardíacos.

Derivación: Es una ilustración gráfica de la diferencia de potencial eléctrico entre dos puntos sobre la superficie cutánea, que se transmite por el corazón durante el ciclo cardíaco.

Electrocardiograma: Trazado gráfico de las corrientes eléctricas producidas por la acción del músculo cardíaco, y que se descubre en la superficie corporal. Abreviatura, ECG o EKG.

Fisiología: Ciencia que trata sobre el funcionamiento del organismo y sus partes, de los factores físicos y químicos y los procesos involucrados.

Fisiopatología: Desordenes en el funcionamiento de los organismos y sus partes.

Flúter Auricular: Es una disritmia auricular caracterizada por una frecuencia auricular rápida, de 250 a 350 latidos por minuto, que se debe a impulsos ectópicos o conducción de reingreso.

Gasto cardiaco: Volumen de sangre expulsado por cualquier ventrículo por minuto.

Inteligencia Artificial: Es la parte de la Ciencia que se ocupa del diseño de sistemas de computación inteligentes, es decir, sistemas que exhiben las características que asociamos a la inteligencia en el comportamiento humano que se refiere a la comprensión del lenguaje, el aprendizaje, el razonamiento, la resolución de problemas, etc.

Intervalo P-R: Representa el tiempo que tarda un impulso para llegar a las fibras de Purkinje cuando se origina en un sitio distinto al nodo SA o cuando se retarda al pasar por el nodo AV.

Intervalo Q-T: Representa la sístole eléctrica. Es el tiempo que tarda el ventrículo en despolarizarse y repolarizarse.

Isquemia: déficit localizado de irrigación causado por constricción u obstrucción de un vaso sanguíneo en una zona determinada.

Morfología: Es la ciencia de las formas y estructuras de los organismos; la forma y estructura de órganos y sus partes.

Onda P: Representa la despolarización auricular; indica el tiempo necesario para que un impulso eléctrico se origine ya sea en el nodo SA o tejido auricular y se transmita por el miocardio de las aurículas derecha e izquierda.

Onda T: Refleja la repolarización ventricular del sistema de Purkinje o son causadas por un potencial posterior al comienzo de la diástole en una variedad de situaciones clínicas que afectan al tejido ventricular.

Paro Sinusal: Pausa en el ritmo cardiaco que depende de insuficiencia pasajera de nodo sinusal, que no inicia un impulso.

Redes bayesianas: Es un grafo dirigido acíclico conexo más una distribución de probabilidad sobre sus variables, que cumplen la propiedad de separación direccional.

Regla: Una regla es una afirmación lógica que relaciona dos o más objetos e incluye dos partes, la premisa y la conclusión. Cada una de estas partes consiste en una expresión lógica con una o más afirmaciones objeto-valor conectados mediante operadores lógicos.

Segmento S-T: Representa un cambio entre el final de la despolarización ventricular y el comienzo de la repolarización ventricular.

Sistema Experto: Se define como un sistema informático (hardware y software) que simula a los expertos humanos en un área de especialización dada.

Taqui-bradicardia: Es una disritmia grave del nodo SA en que se combinan varias alteraciones del nodo SA, como bradicardia sinusal o síndrome de braditaquicardia, paro sinusal, bloqueo sino auricular, paro auricular, taquicardias supraventriculares, fibrilación auricular, asistolia transitoria y raras veces flúter auricular.

Taquicardias: Rapidez excesiva en la actividad cardiaca; el término suele aplicarse a una frecuencia cardiaca mayor de 100 lpm; puede considerarse auricular, nodal o ventricular y paroxística.

Taquicardia sinusal: Es una disritmia con frecuencia sinusal superior a la normal entre 100 y 160 latidos por minuto.

Taquicardia Ventricular: Es la sucesión de más de tres extrasístoles ventriculares que ocurren con una frecuencia superior a 100 por minuto. Puede ser breve o sostenida. No existe ninguna relación entre la actividad auricular y la ventricular; el gasto cardiaco puede disminuir considerablemente.

FUENTES DE INFORMACION.

A. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

[1] J.A. Gámez y J.M. Puerta. "Sistemas Expertos Probabilísticos", Colección Ciencia y Técnica, vol. 20. Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha. Cuenca, 1998.

[2] E. Castillo, J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi. "Expert Systems and Probabilistic network models". Springer-Verlag, New York, 1997.

[3] Heckerman, D. "A tutorial on learning Bayesian networks". MSR-TR-95-06, Microsoft Press, Redmond, W.A. U.S.A. 1995

[4] Francisco Javier Díez. "Introducción al Razonamiento Aproximado". Primera Edición. Universidad de Castilla-La Mancha, Cuenca, España 1998.

[5] Dr. Mario Testelli. "ECG Interpretación Clínica"; Facultad de Medicina, Universidad Nacional Autónoma de México. Editorial El Manual Moderno, S.A. de C.V. México, D.F.

[6] Dr. Fernando Cabrera Bueno, Dr. J.A. Rivero Guerrero. "Diagnóstico y Manejo de las Arritmias"; Hospital Universitario Virgen de la Victoria, Campus Universitario de Teatinos. Malaga.

[7] Pete Chapman, Julian Clinton, Randy Kerber, Thomas Khabaza, Thomas Reinartz, Colin Shearer, and Rüdiger Wirth, "CRISP-DM 1.0 Step by Step data mining guide".

[8] Carl M. Cadie, David Hovel, Eric Horvitz, " MSBNx: A component-Centric Toolkit for Modeling and Inference with Bayesian Networks". Technical report MSR-TR-2001-67.

[9] F. Martínez, M.C. Díaz, M.T. Martín, V.M. Rivas, L.A. Ureña. “Aplicación de redes neuronales y redes bayesianas en la detección de multpalabras para tareas IR.” Universidad de Jaén, España.

[10] Hector Javier Ruidías, Diego Alberto Godoy. “Navegación inteligente de un material educativo mediante redes bayesianas y XML”.

B. REVISTAS ELECTRONICAS.

[11] www2.texaschildrenshospital.org/internetarticles/uploadedfiles/104.pdf
Texas Children’s Hospital, “Necesidad de un marcapasos”. USA, ultima revisión 23/09/2004.

[12] <http://www.seh-lelha.org/bayes1.htm>; Asociación de la sociedad española de hipertensión. Luís M. Molinero, “El Método bayesiano en la investigación médica”. España, última revisión 23/09/2004.

[13] <http://www.geocities.com/siliconvalley/bay/4183/rrbb01.pdf>; Ing. José Esteban Saavedra López, “Fundamentos de redes bayesianas”. Bolivia, última revisión 23/09/2004.

[14] <http://dns1.mor.itesm.mx/~emorales/Cursos/RdeC/node139.html>
Ing. Guillermo Morales, “Razonamiento con incertidumbre”.
México, última revisión 23/09/2004.

[15] <http://www.ijcai-03.org/~fcantu/datamining/clasificador-bayesiano.ppt>
Francisco J. Cantu, Centro de inteligencia artificial, “Redes Bayesianas: Inferencias, Aprendizaje y Aplicaciones”.
España, última revisión 23/09/2004

[16] <http://ecg.mit.edu/>
Distribución de la base de datos del Harvard-MIT Division of Health Science and Technology.



UNIVERSIDAD DON BOSCO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Tenga usted buen día, soy estudiantes de la Universidad Don Bosco y estoy solicitando su colaboración para llenar la presente encuesta, con la esperamos recavar información acerca de la forma en la cual ustedes hacen lectura del trazo del electrocardiograma y la manera en la cual se determina el diagnóstico. De antemano le agradecemos su colaboración.

1. ¿Cuales son los parámetros más importantes que se obtienen del electrocardiograma?
2. ¿El trazo y la lectura del electrocardiograma tiene reglas especiales?
3. ¿Cuál es la manera habitual de leer el electrocardiograma?
4. ¿La lectura de electrocardiogramas que realizan de manera habitual es siempre fiable?

10. ¿En base a la lectura y los valores que se obtienen del electrocardiograma como se van descartando las enfermedades, hasta determinar una específica?

11. ¿Existe algún tipo equipo médico o software especializado que sirva como herramienta para validar o tener un diagnóstico más preciso?

12. Si existe alguna herramienta que facilite el diagnóstico, ¿Se cuenta con estas herramientas en los centros hospitalarios?

Muchas gracias por su colaboración.

ANEXO A

ENTREVISTA 1 ING. ATILIO BOLAÑOS ESPECIALISTA EN CARDIORITMO Y CATETERISMO CARDIACO.

OBJETIVO: Conocer los conceptos básicos de la actividad normal y anormal del corazón.

¿Qué es el corazón y cuál es su objetivo principal?

El corazón es un órgano muscular que bombea sangre a todas las células del cuerpo, esto lo hace por medio de un sistema complejo de cuatro cámaras (aurícula derecha, aurícula izquierda, ventrículo derecho y ventrículo izquierdo), válvulas (tricúspide, mitral, pulmonar y aórtica), arterias y venas que ayudan a distribuirla a todo el cuerpo.

El corazón contrae esas cuatro cámaras por un sistema de conducción eléctrico, que se distribuye a lo largo de todo el corazón.

¿Cuál es sistemas de conducción y qué es lo que hace cada uno sus componentes?

Bueno, impulso eléctrico se inicia en la aurícula derecha en el marcapaso natural del cuerpo llamado Nodo SA, que normalmente descarga impulsos eléctricos a razón de 60 a 100 veces por minuto. Este manda el impulso al nodo AV que constituye la unión a través de la cual normalmente pasan los impulsos antes de ser conducidos a los ventrículos. De éste pasa al Haz de His que es un grupo de fibras especializadas que desciende por el tabique interventricular a las Ramas de haces que se dividen en dos ramas, que se denominan rama de haces izquierda y derecha. Y finaliza en las Fibras de Purkinje, fibras que están adheridas al miocardio ventricular.

¿Que es el Gasto Cardíaco?

El Gasto cardíaco se refiere a un término de cantidad de sangre expulsada por el ventrículo izquierdo en minutos.

¿Que es electrocardiografía?

La electrografía es el estudio de las actividad eléctrica del corazón, estas ondas son captadas por un equipo llamado electrocardiógrafo a través de electrodos adheridos al cuerpo. En este estudio podemos ver varias vistas del corazón que son llamadas

derivaciones hay 12 derivaciones cada una nos da una vista diferente del corazón. Con este estudio podemos ver anomalías en la conducción eléctrica, además de isquemias o infartos.

¿Que diferencias existen entre un electrocardiograma, un holter y una prueba de esfuerzo?

La base del estudio es la misma, la actividad eléctrica del corazón a través de un electrocardiograma.

La diferencia es que un electrocardiograma normal, es en el que se toman las 12 derivaciones aproximadamente 15 segundos, es rápido y el paciente esta en reposo al momento de la prueba. El Holter en el que se monitoriza al paciente 24 horas, cuando está caminando, dormido, actividad diaria. La prueba de esfuerzo es el estudio electrocardiográfico en una banda sin fin, con diferentes tipo de velocidad monitorizando al paciente.

Cada una de estas diferentes pruebas nos proporcionan o corroboran datos de enfermedades de conducción o formación del impulso, incompetencias cronotrópicas, así como anginas, infartos o algún tipo de distrofias del corazón.

¿Qué son las Arritmias Cardíacas?

La arritmias como su nombre lo indica son enfermedades del ritmo, el nodo SA dispara generalmente entre 60 a 100 veces por minuto, fuera de éste rango nos encontramos en presencia de una arritmia en el caso de frecuencias debajo de 60 latido por minuto en una bradicardia y arriba de 100 latidos por minuto en una taquicardia. Las arritmias cardiacas son enfermedades con las cuales el organismo no alcanza a cubrir su gasto cardiaco quiere decir que no alcanza a oxigenar todas las células del cuerpo, el paciente puede presentar desmayos, síncope, cansancio, sueño, no puede realizar ninguna actividad física que requiera de un mayor esfuerzo físico.

¿Es igual el ritmo y la frecuencia?

Son variable dependientes una de la otra, pero no es lo mismo, el ritmo es la constante continuidad de los segmentos y ondas en electrocardiograma, y la frecuencia es la distancia a la que se disparan cada una de ellas. Por ejemplo puede haber un ritmo constante pero con una frecuencia demasiado baja o ritmos anormales con frecuencias normales.

¿En una arritmia es importante observar las diferentes derivaciones del electrocardiograma?

En una arritmia lo primero que nos indica que estamos en presencia de una es la frecuencia, la falta de alguna onda o segmento, por lo que si solo queremos ver arritmias no esta importante las derivaciones, éstas la utilizamos en su mayoría para determinar anginas de pecho e infartos.

¿Qué es Bradicardia y Taquicardia?

Bradicardia es un ritmo cardíaco más bajo que lo normal y la taquicardia es un ritmo cardíaco más alto de lo normal.

¿Qué parámetros, ondas o segmentos se observan en un electrocardiograma?

En un electrocardiograma observamos la ondas P, Q, R, S y T, y se miden segmentos como el segmento PR, el segmento QRS, el ST y QT, y se determinar la presencia o ausencia de éstas, las distancia entre las ondas y cada segmentos. A través de estos datos nosotros aprobamos la normalidad del electrocardiograma.

¿Que clasificaciones se le da a la frecuencia dependiendo de sus valores medidos?

La frecuencia tiene relación con el ritmo, si la frecuencia es normal el ritmo es normal, ya sea una frecuencia < 60 o mayor a 100 el ritmo puede ser normal.

Si la frecuencia es anormal, el ritmo será anormal. Ejemplo: Si tenemos una frecuencia normal y de pronto existe una pausa el ritmo ya no es constantes es decir anormal, de igual manera con el síndrome del bradi-taqui en donde aparentemente observaremos ritmos anormales aunque aparezcan segmentos de ritmos normales.

La frecuencia puede ser normal de 60 a 100 , anormal fuera del intervalo 60 y 100 con ritmo regular y anormal con ritmo irregular.

¿Que clasificaciones se le da al ritmo de pediendo de sus valores medidos?

El ritmo puede ser regular e irregular

Nota: Se finalizó entrevista por falta de tiempo del ingeniero.

A N E X O B

ENTREVISTA 2 DR. ORLANDO CABRERA CANDRAY CARDIOCENTRO

OBJETIVO: Aclarar y profundizar conocimientos en el estudio de las arritmias cardiacas, así como la evaluación e identificación que hace el experto humano.

¿Que ondas, segmentos y/o intervalos pueden estudiarse un electrocardiograma?

En un electrocardiograma normal tenemos la onda P, Q, R, S T y a veces U, los intervalos mas importantes son el PR, ORS y el QT, también el ST, algunos libros lo toman en cuenta otros no, uno como cardiólogo le interesa más que todo la elevación o depresión en esos intervalos.

¿Que relaciones o que clasificaciones podemos sacar de la onda P

resumiendo de explicación de médico

Normal – cuando es disparada del nodo sinusal a 60 lpm que es el marcapaso natural del corazón.

Anormal – cuando es disparado de un nodo ectópico, que puede disparar a diferentes frecuencias

Existe o No existen ondas P, esto también se verifica con la relación aurícula- ventricular P:QRS

¿Como identificamos su normalidad?

Las P siempre tienen un ancho determinado cuando son disparados de un nodo sinusal; cuando son disparados de un nodo ectópico las P son más pequeñas, disparadas a diferente frecuencia generalmente diferentes a las del nodo sinusal.

Que relaciones o que clasificaciones podemos sacar del complejo QRS?

El QRS se refiere a la despolarización de ambos ventrículos y podemos tener un:

QRS normal de 0.08-0.12

QRS ancho > a 0.12

QRS estrecho < 0.08

Podemos observar malas contracciones de los ventrículos, a éstas se les llama EXTRASISTOLES, y se caracterizan por ser un QRS ancho y deforme. Aquí no hay un buen bombeo de la sangre y puede desprenderse coágulos pudiendo causar embolias o infartos en el peor de los casos.

Porqué se caracteriza la secuencia de P:QRS?

Siempre en un ciclo de conducción eléctrica debe de aparecer las ondas P-QRS-T, la onda P que es el impulso generado normalmente del nodo sinusal (nodo SA) y que dispara aproximadamente entre 60 y 100 veces por minuto, que se trasmite al nodo AV (Atrioventricular) y que genera la contracción de los ventrículos que es el segmento QRS y su repolarización que es la onda T, de aquí que por norma siempre debe de haber una onda P seguida del QRS, con ésto se ve la normalidad del trazo y si no cumple con esto que hay una anormalidad.

¿Qué pasa si hay mas P que QRS?

Hay algún tipo de bloqueo, al atravesar el nodo sinusal (SA) al nodo AV.

1:1 Normal

2:1 Bloqueo 2

3:1 Bloqueo AV completo

¿para que medimos el intervalo PR y según sus valores como lo podemos clasificar?

Siempre debe de ser de 120 a 200 ms, esto es lo normal. Si este es alargado o se va alargando en cada ciclo nos indica que existe un bloqueo AV de Primer, Segundo grado o bloqueo AV completo (tercer grado).

También si es demasiado corto podemos estar en presencia de el síndrome de Wofft Parkinson White, que provocar una onda delta y representa un estímulo prematuro por parte del tabique o del nodo sinusal.

Si no existe estamos en presencia de un flutter, talvez y si es alargado tenemos algún tipo de bloqueo, esto dependerá de sumar todas las condiciones de las ondas.

¿Para que medimos el intervalo QT y según sus valores como lo podemos clasificar?

Desaparece cuando hay una fibrilación, pero generalmente nos hace referencia a que sino está sobre la línea basal o isoeléctrica nos indica un infarto, isquemia o aneurisma en alguna zona del corazón. Esto también depende de los síntomas y presiones arteriales que maneje el paciente.

¿Cuáles son los pasos que sigue para la lectura del un electrocardiograma?

1. Lo primero medir frecuencia.
2. Se revisa el ritmo .
3. Medir el PR en cada intervalos para revisar si está alargado (hay algún tipo de bloqueo), o corto
4. Observar si cada P es igual. En largo y amplitud.
5. Medir RR de los ciclos para confirmar si el ritmo esta bueno.
6. Ancho de QRS para si hay algun tipo de bloqueo de ramo o infarto.
7. Revisar si hay un P:QRS:T para saber si mi ritmo esta completo.
8. Medir QT para ver la despolarización de los ventrículos y algún tipo de infarto.
9. Si esta isoeléctrico o hay alguna deflexión (elevación o depresión de ST) para verificar algún tipo de infarto.

Que medimos con la frecuencia con QRS

si esta debajo de 60 lpm entonces hay una bradicardia.

si esta entre 60 y 100 entonces es normal

si esta arriba de 100 entonces hay una taquicardia.

Medir el ritmo (regular, irregular).

Si al medir el ritmo de cada ciclo encontramos uno que baja y luego regresa al mismo valor podemos pensar en una pausa 70-70-70-30-30-70-70. entonces es un ritmo irregular.

Si el ritmo de nodo SA sigue una frecuencia de 150-150-150-50-50-50-150-150-15-50-50-50 podemos pensar en una bradi/taqui., y observamos un ritmo irregular.

Al Medir ondas P. deben ser iguales en amplitud y largo, Si hay una P diferente después de una pausa, provienen de un nodo ectópico, no viene del nodo sinusal,. Si no vienen del nodo sinusal pueden disparar a diferentes frecuencias.

Si se dispara del nodo normal ectopico normal hay un problema con el nodo sinusal. Si el nodo sinusal dispara y otros también y son conducidas se darían varias ondas P que cambian en ondas F, el cual seria un flutter o fibrilación auricular.

Al Medir PR. Si esta entre el intervalo normal (3 cuadritos) es un intervalo PR normal y tienen que se iguales en todos los ciclos. Si en todos los ciclos el PR esta mas largo de lo normal y es constante el alargamiento en cada ciclo entonces podemos pensar en un bloqueo de primer grado.

Si PR en el 1er intervalo es normal, en el 2do mayor a lo normal, 3er mayor a lo normal y al 2do, incluso hasta desaparecer un QRS es decir dos P luego un QRS y se repite norma, entonces pensamos en un bloqueo de 2do grado Mobitz 1.

Si hay dos P y un QRS en todos los ciclos tenemos un bloqueo de 2do grado Mobitz II.

Si PR es menor al rango normal y con el comienzo de un QRS en forma de J, es Wolf Parkinson White.

Si tengo 3 P y un QRS o un QRS sin P entonces es un bloqueo de 3er grado.

Al Medir QRS. Si un QRS es ancho entonces. Y con elevaciones distintas o dos picos vemos un bloqueo de rama que puede ser izquierda o derecha.

Si es angosto entonces fibrilación auricular o flutter. O talvez taquicardia auricular.

Nota: Se tomo lo más relevante de las notas de la entrevista para fijar parámetros, conocimientos y reglas de un experto humano en nuestro estudio, el Dr. Cabrera me seguirá apoyando a lo largo del estudio



Cuestionario De Evaluación del Sistema Experto
“INTERPRETACION DE ARRITMIAS CARDIACAS”

OBJETIVO: Evaluar los diferentes aspectos contenidos en el sistema, con lo cual se obtenga una retroalimentación, que ayude a encontrar áreas de oportunidad para mejorar el sistema experto.

A. Modelo cardiológico

1. Considera que los datos e interpretaciones que incluye el modelo son suficientes para identificar las arritmias consideradas en este sistema.

Suficientes 1. 2. 3. 4. 5. Insuficientes

a. Comentarios

B. Interfaz

Nos referimos al sistema de pantallas menús, etc.

2. ¿Es fácil de aprender?

Fácil 1. 2. 3. 4. 5. Difícil

3. ¿Es cómodo y agradable de manejar?

Cómodo 1. 2. 3. 4. 5. Engorroso

4. ¿La interacción con el programa es flexible o se siente forzado/a por el?

Flexible 1. 2. 3. 4. 5. Forzado/a

5. ¿Cómo le parece la presentación de datos y resultados?

Clara 1. 2. 3. 4. 5. Confusa

6. La ayuda que ofrece el sistema para su manejo es suficiente

Suficiente 1. 2. 3. 4. 5. Insuficiente

b. Comentarios:

C. Explicación

7. Considera útiles las explicaciones y gráficas incluidas en el programa de las ondas e intervalos.

Útiles 1. 2. 3. 4. 5. Inútiles

8. Le parecen suficientes

Suficientes 1. 2. 3. 4. 5. Insuficientes

9. Son fáciles de comprender

Comprensibles 1. 2. 3. 4. 5. Complicadas

c. Comentarios: _____

D. Interpretación

10. En general es correcto la interpretación que ofrece el programa

Correcto 1. 2. 3. 4. 5. Incorrecto

11. Le parece útil que el programa realice una interpretación

Útil 1. 2. 3. 4. 5. Inútil

d. Comentarios:

—

E. Informe

12. Es correcto en su contenido

Correcto 1. 2. 3. 4. 5. Incorrecto

13. Es adecuada la forma de presentar las conclusiones

Adecuada 1. 2. 3. 4. 5. Inadecuada

e. Comentarios sobre el informe :

—

F. Comentarios generales

14. Valoración general del programa

Positiva 1. 2. 3. 4. 5. Negativa

15. Considera que el informe que realiza un programa como éste, ayudará a los usuarios a aprender la lectura e interpretación de los parámetros de un electrocardiograma así como las arritmias cardíacas cargadas en su base de datos.

Sí 1. 2. 3. 4. 5. No

16. ¿Por qué?

17. ¿Que es lo que más le ha gustado del sistema?

18. ¿Y lo que menos le ha gustado o le ha decepcionado?

19. ¿Que hay que añadir a al sistema?

20. ¿Hay algo que suprimir?

21. Otros comentarios sugerencias opiniones
