DIAVAL, sistema experto bayesiano para ecocardiografía*

F. J. Díez† J. Mira

{fjdiez,jmira}@dia.uned.es

Dpto. Informática y Automática. U.N.E.D.
Senda del Rey. 28040 Madrid. España
Teléfono: +34-1-3987161. Fax: +34-1-3986697

Áreas de trabajo: Tratamiento de la incertidumbre. Sistemas basados en conocimiento. Aplicaciones de la I.A.

Resumen

DIAVAL es un sistema experto destinado a ayudar a los médicos en el diagnóstico de enfermedades cardíacas a partir —principalmente— de los datos ecocardiográficos. Este artículo describe la red bayesiana que constituye la base de conocimiento del sistema y señala los aspectos más relevantes del funcionamiento del programa (introducción de datos, presentación de resultados del diagnóstico y explicación del razonamiento), destacando las características que diferencian a DIAVAL de otros sistemas expertos y de otras redes bayesianas.

1 Introducción

1.1 Ecocardiografía

El **diagnóstico** de un paciente comienza por el registro de sus datos personales y de su historia clínica, seguido de la exploración física, que se compone de inspección, auscultación, palpación y percusión. En caso de que se sospeche la presencia de una enfermedad, pueden realizarse pruebas complementarias, empezando por las de menor riesgo y menor coste [14]. En cardiología, es habitual realizar primero un electrocardiograma y, en caso de que sea necesario, un ecocardiograma o una angiografía. A veces se realizan también radiografías, exámenes analíticos, pruebas con radioisótopos, resonancia magnética, etc. [1] En particular, la **ecocardiografía** es uno de los métodos más potentes para el diagnóstico de las enfermedades cardíacas, con la ventaja adicional de ser una técnica no invasiva, sin ningún riesgo para el paciente. Hay dos tipos principales de ecocardiograma, transtorácico y transesofágico, y para cada uno de los dos existen varios *modos* ecocardiográficos: modo M, bidimensional, estudio Doppler (continuo o pulsado, codificado en color, mapa de color, etc.) [15].

*Actas del *V Congreso Iberoamericano de Inteligencia Artificial,* IBERAMIA'96, Universidad de Las Américas, Cholula-Puebla, México, 1996, págs. 205-214.

†WWW: http://www.dia.uned.es/~fjdiez

Por otro lado, un **sistema experto** es un programa de ordenador que, a semejanza de un experto humano, posee un profundo conocimiento sobre un tema concreto, lo cual le permite resolver problemas, razonando y explicando su razonamiento [2, 19]. Una gran parte de los sistemas expertos más famosos se han construido en el campo de la medicina (MYCIN, PIP, CENTAUR, INTERNIST, ONCOCYN, etc.), y la mayoría de ellos basan su razonamiento total o parcialmente en el uso de reglas, las cuales, combinadas con el uso de marcos u objetos, constituyen hoy en día el método estándar para la construcción de sistemas expertos. Sin embargo, el uso de reglas plantea serios problemas en cuanto a la representación del conocimiento y, sobre todo, en cuanto al tratamiento de la incertidumbre: los modelos de razonamiento con incertidumbre basados en reglas contienen graves inconsistencias, que pueden llevar a conclusiones erróneas [9, 10][17, sec. 1.2]. Por este motivo, el sistema experto que hemos construido utiliza un método más consistente, desarrollado en la década de los 80, las redes bayesianas, de las que hablaremos en la próxima sección.

DIAVAL [5] es un sistema experto para el diagnóstico de enfermedades cardíacas, que considera principalmente la información ecocardiográfica, aunque teniendo en cuenta también otras fuentes de información: datos personales, síntomas y signos, hallazgos electrocardiográficos, etc. El nombre se debe a que inicialmente estaba orientado al DIAgnóstico de VALvulopatías, aunque en la actualidad aborda también otras enfermedades cardíacas, como el infarto de miocardio o las distintas formas de pericarditis. El objetivo de este sistema es recoger de forma ordenada los datos y hallazgos mencionados anteriormente, para ofrecer un diagnóstico que el médico acepta o corrige, según le parezca oportuno, con la posibilidad de solicitar al sistema explicaciones sobre cómo ha llegado a establecer dicho diagnóstico. Finalmente, el sistema genera un informe que pasa a un procesador de texto, en el que el médico puede introducir nuevas modificaciones, y de allí se envía a la impresora. Finalmente, toda esta información queda registrada en una base de datos.

1.2 Redes bayesianas

Las redes bayesianas constituyen un modelo probabilístico basado en representaciones gráficas [17, 16]. Más concretamente, en una red bayesiana cada nodo representa una variable, tal como sexo, edad, superficie corporal, disnea, hemoptisis, diámetro del ventrículo, dilatación del anillo mitral, hipertensión pulmonar, estenosis subaórtica, etc. (ver fig. 1). Por ejemplo, el nodo "estenosis mitral" (X), puede tomar cuatro valores: "no hay estenosis" (x_0), "estenosis leve" (x_1), "moderada" (x_2) o "severa" (x_3).[1] Los nodos se encuentran conectados por arcos dirigidos, de modo que un arco de A a B indica que el valor que toma la primera *influye* en el valor de la segunda; más adelante matizaremos esta afirmación. Se dice entonces que A es *padre* de B. Además de esta información estructural, la red bayesiana contiene información numérica, que suele venir dada en forma de probabilidades condicionales: si los padres de X son U, V y W, tendremos la tabla $P(x|u, v, w)$; si un nodo no tiene padres, su probabilidad condicional es simplemente la probabilidad a priori.

Cada *hallazgo* consiste en la determinación del valor de una variable; por ejemplo, el hecho de comprobar que la disnea es severa podría traducirse en la asignación del valor d_3 a la variable D. El conjunto de hallazgos se denomina *evidencia* y se representa por $\mathbf{e}$. El problema del diagnóstico consiste en calcular la probabilidad a posteriori de una o varias variables dada la evidencia disponible: $P(x|\mathbf{e})$.

Existen numerosos algoritmos para el *cálculo de la probabilidad* —también denominado *propagación de evidencia*— en redes bayesianas, unos de ellos exactos y otros aproximados, basados en

[1] Es habitual representar los nodos o variables con mayúsculas y sus valores con minúsculas.

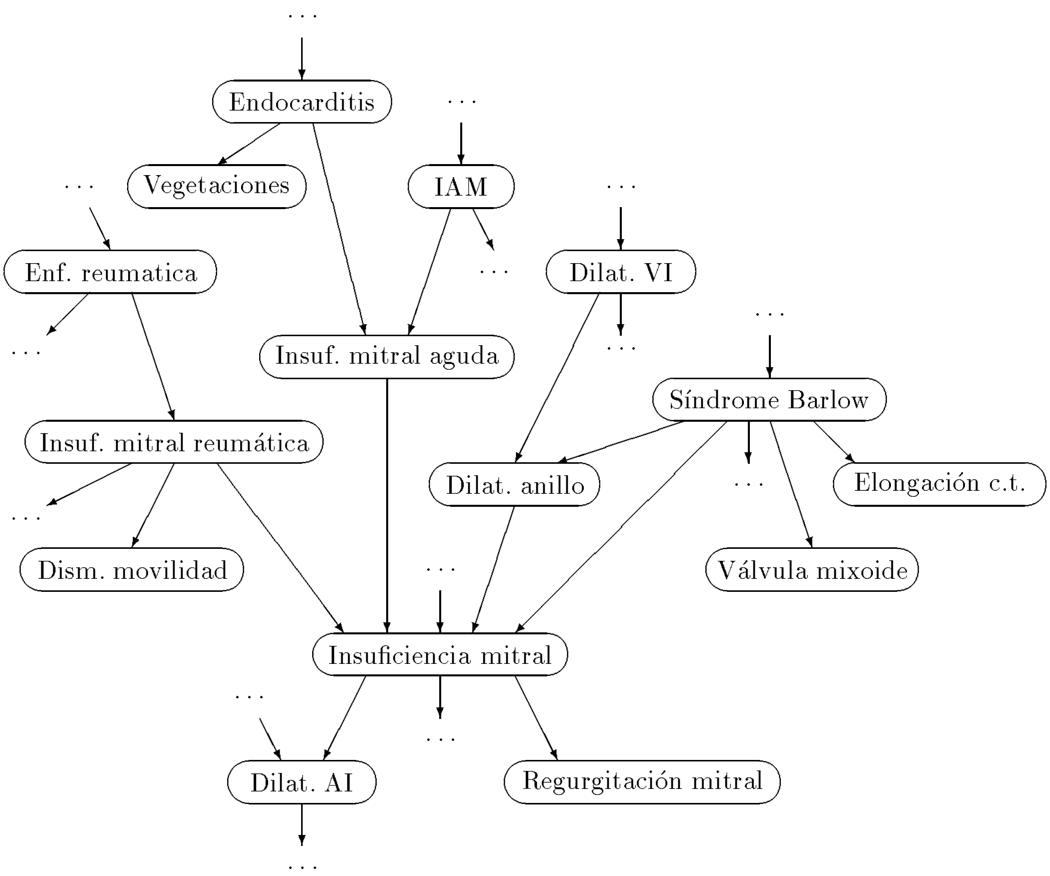

Figura 1: Porción de la red para la insuficiencia mitral.

simulaciones estocásticas. En la actualidad, el método estándar es un algoritmo de agrupamiento (*clustering*) [13, 12]; sin embargo, durante la construcción de nuestro sistema experto hemos desarrollado un nuevo algoritmo, denominado *condicionamiento local* [6], que, aunque en el caso general es menos eficiente que el anterior, presenta varias ventajas que, en nuestra opinión, conducen a una mayor eficiencia en muchos problemas prácticos.

Por otro lado, la puerta OR es un modelo simplificado de interacción entre los padres de un nodo X, que consiste en considerar cada uno de ellos como una de las posibles *causas* de X, asignando un factor numérico a cada enlace $U \rightarrow X$, que es la probabilidad de que U produzca X cuando las demás causas están ausentes [17, sec. 4.3.2]. Las ventajas más importantes de la puerta OR derivan del hecho de que el número de parámetros que utiliza es proporcional al número de padres, mientras que el modelo general requiere un número exponencial; como consecuencia, la puerta OR simplifica la adquisición del conocimiento, ahorra espacio de almacenamiento y reduce el tiempo de computación de exponencial (en el número de padres) a lineal. Adicionalmente, el hecho de considerar los padres de un nodo como posibles *causas* que pueden *producir* una alteración, y no sólo como *factores* que *influyen* sobre el nodo, da lugar a mecanismos de explicación del razonamiento que no son aplicables en el caso general.

Sin embargo, en medicina, la mayor parte de las variables no son binarias (del tipo presente/ausente), sino multivaluadas; para muchas de ellas, los valores típicos son "presente, leve, moderada, severa". Esto nos llevó a desarrollar la puerta OR graduada, también conocida como puerta MAX. Aunque ésta ya había sido propuesta independientemente por Henrion [11], nuestro trabajo [4] formalizó el modelo y desarrolló un algoritmo de computación en tiempo lineal, de modo que la puerta OR graduada tuviera todas las ventajas del caso binario. Estas propiedades se mantienen incluso en el caso de que la red contenga bucles, siempre que el algoritmo utilizado para propagar la evidencia sea el de condicionamiento local, mencionado anteriormente, pues los métodos de agrupamiento no permiten aprovechar estas ventajas de forma directa.

2 Modelo cardiológico

Hay dos formas básicas de construir una red bayesiana. La primera de ellas consiste en tomar una base de datos con suficientes casos registrados y aplicar alguno de los algoritmos de aprendizaje disponibles; éste es un tema en el que se está trabajando intensamente en la actualidad [3], aunque todavía quedan importantes questiones de tipo matemático por resolver. En nuestro caso, este método era impracticable, a pesar de disponer de una base de datos de unos 50.000 ecos, debido a que en ella sólo se han registrado algunas medidas, observaciones y conclusiones, mientras que la red bayesiana debe contener muchas más variables, correspondientes a otras alteraciones intermedias que aparecen en las cadenas causales; sin estas variables intermedias no serían válidos los axiomas de independencia condicional que constituyen la piedra angular de las redes bayesianas.

El segundo método consiste en construir la red a partir de los conocimientos de los especialistas en este campo [5, cap. 11]. Más concretamente, en la construcción de nuestro sistema hemos utilizado dos fuentes de información: las entrevistas con cardiólogos expertos, especialmente con ecocardiografistas, y la literatura publicada sobre el tema, tanto libros como revistas. Las ventaja principal de consultar a los médicos es la interactividad, es decir, el poder plantearles preguntas y pedirles que revisen el modelo que estamos construyendo. En cambio, el principal inconveniente es su falta de disponibilidad, pues ellos no siempre pueden dedicar a esta labor tanto tiempo como nosotros desearíamos.

El problema de la adquisición del conocimiento se considera el "cuello de botella" de la construcción de sistemas expertos y, a pesar de los estudios que se han realizado sobre el tema, sigue siendo más un arte que una técnica. En el caso concreto de un sistema experto bayesiano, esta tarea suele dividirse en dos fases: cualitativa y cuantitativa. La primera es la que se ocupa de seleccionar las variables que van a componer la red y establecer los enlaces causales entre ellas. La segunda, más difícil aún que la anterior, consiste en asignar las probabilidades numéricas correspondientes.

En el desarrollo de DIAVAL, el conocimiento médico obtenido ha quedado representado en una red bayesiana, que en la versión actual está formada por 324 nodos y 335 enlaces; de ello se deduce que la red contiene un buen número de bucles, lo cual complica la computación de la evidencia. Los nodos se agrupan del siguiente modo: 3 datos personales (edad, sexo y país de origen[2]), 86 alteraciones y 235 datos. La diferencia principal entre alteraciones y datos es que las primeras no son directamente observables, mientras que los datos corresponden a los hallazgos; dentro de la estructura de la red, todo nodo-alteración tiene hijos (es decir, hay arcos que van desde él hacia otros nodos), que son sus efectos, mientras que los datos son nodos terminales, sin hijos. Entre los datos hay 52 parámetros numéricos, correspondientes a las medidas realizadas en los distintos modos del ecocardiograma; los demás datos son observaciones cualitativas. La figura 1 muestra una pequeña porción de la red de DIAVAL.

[2] El país de origen tiene relevancia sobre todo en el diagnóstico de enfermedades reumáticas: mientras que en algunos países éstas se encuentran ya erradicadas, en otros las padece la mayor parte de la población y constituyen la causa principal de enfermedades cardíacas. Por este motivo a la variable país de origen le hemos asignado tres valores, correspondientes al riesgo bajo, medio o alto de padecer enfermedades reumáticas.

Una de las características de la red de DIAVAL frente a otras redes bayesianas es el uso de la puerta OR como modelo estándar de interacción para las causas de cada nodo, salvo para nodos con un solo padre y para algunos casos excepcionales, como las causas del infarto de miocardio, en que la puerta OR no se puede considerar ni siquiera como modelo aproximado.

Además de esta red causal, existe otra organización de los nodos, también jerárquica aunque ortogonal a la primera, en forma de árbol de clasificación, que agrupa los nodos en 21 capítulos: 8 para los antecedentes (intervenciones valvulares, intervenciones no valvulares, motivo de petición, enfermedades padecidas, síntomas, factores de riesgo, factores hereditarios y E.C.G.) y 13 para los hallazgos del eco: válvula mitral, v. aórtica, v. tricúspide, v. pulmonar, cavidades y paredes, función ventricular sistólica, llenado ventricular, contractilidad segmentaria, pericardio, arterias y venas, miocardiopatías, alteraciones poco frecuentes y comentarios introducidos por el médico. El objetivo de clasificar los nodos en capítulos es poder generar un informe en que los datos suministrados y los diagnósticos obtenidos se presenten de forma ordenada, pues de otro modo el informe resultaría ilegible.

3 Interfaz

La experiencia adquirida en la evaluación de sistemas expertos anteriores demuestra que uno de los factores más importantes para la aceptación del programa por parte de los usuarios finales es la calidad del interfaz; entre las características señaladas como deseables en la literatura sobre el tema destacan la facilidad de uso, la flexibilidad, la claridad en la presentación de los resultados y la robustez. Por este motivo hemos dotado a DIAVAL de un interfaz gráfico, desarrollado sobre *MS-Windows*, que intenta reunir todas estas características, adaptándose a la vez a los gustos y necesidades de los especialistas para los que está diseñado.

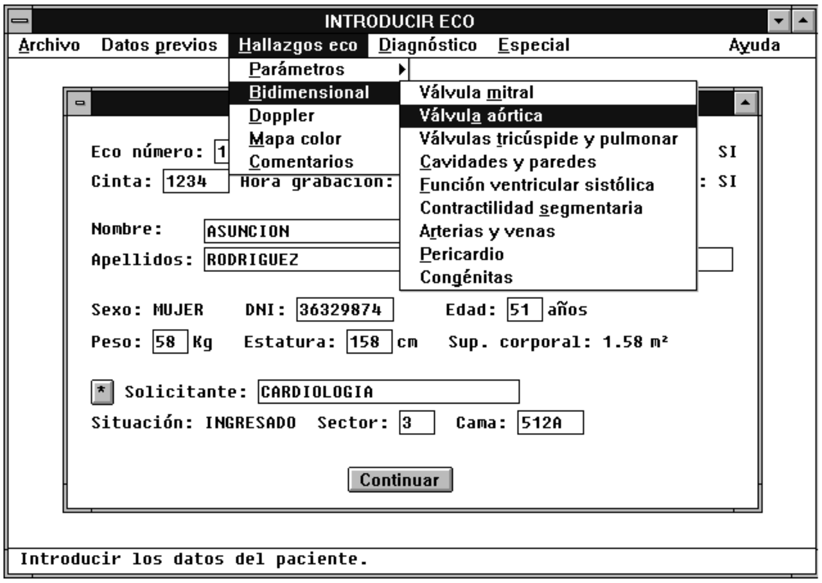

Figura 2: Pantalla para introducir un nuevo eco.

La pantalla principal, que aparece en la figura 2, contiene un menú en línea desde el que se despliegan varios menús en persiana. Dentro del primero, la opción Archivo, que se introduce para mantener la familiaridad con otros programas, permite grabar la información, realizar búsquedas en la base de datos, etc. La opción Especial permite modificar ciertos parámetros para personalizar el interfaz a gusto del usuario. La última opción de esta línea proporciona *ayuda sensible al contexto*; más concretamente, muestra una ventana con infomación adicional sobre la pantalla de introducción de datos o de diagnóstico considerada en ese momento.

3.1 Introducción de datos

Para facilitar la introducción de datos de forma ordenada, el sistema muestra sucesivamente distintas pantallas; la primera recoge los datos administrativos y las demás corresponden en general a los capítulos mencionados: síntomas, E.C.G., válvula mitral, etc., aunque previamente se pregunta al usario cuáles de ellas desea visitar, con el fin de que no pierda tiempo en pantallas que no le interesan.

La figura 3 muestra una de las pantallas de datos numéricos. Los valores rodeados de un recuadro son introducidos por el usuario; los demás se calculan automáticamente a partir de los primeros. Los porcentajes que aparecen a la derecha de los valores numéricos indican la desviación frente al valor esperado. Los valores lingüísticos, como "normal" o "dilatación leve" vienen determinados por una tabla de intervalos asociada a cada parámetro. Para ciertos parámetros, el valor esperado y los intervalos se calculan teniendo en cuenta la superficie corporal. El botón "?" permite obtener más información sobre cada parámetro: valor esperado, intervalos, fórmula para calcularlo, etc., además de los factores que influyen en el parámetro según el modelo causal, lo cual permite navegar por la red bayesiana visitando los padres e hijos de cada nodo.

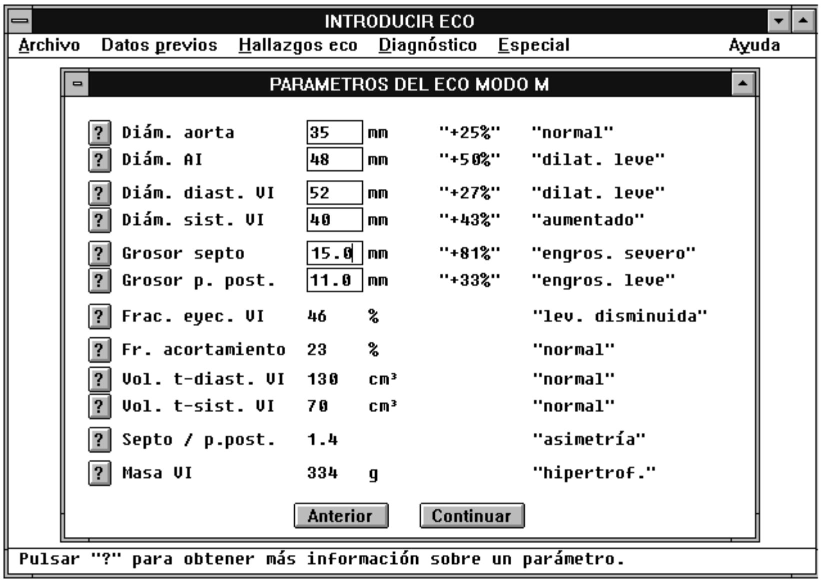

Figura 3: Parámetros del eco modo M.

Existen también pantallas de datos cualitativos —por las limitaciones de espacio no mostramos ninguna de ellas en este trabajo— en las que, inicialmente, cada dato aparece en color gris. Al marcar con el botón izquierdo del ratón se selecciona uno de los valores de la variable asociada, que se mostrará en color verde si es normal ("No signos pericarditis") o en rojo si es patológico ("Signos de pericarditis"). El botón central devuelve el dato al color gris, indicando que no hay información sobre esa variable. El botón derecho sirve para que aparezca un menú de ayuda sobre el nodo señalado, y a partir de ahí es posible navegar por la red, como ya hemos mencionado.

Los dos botones que aparecen en la parte inferior de la ventana, Anterior y Continuar, permiten desplazarse por la sucesión de pantallas. Alternativamente, el usuario puede utilizar las opciones Datos generales y Hallazgos eco para saltar directamente a la ventana que desee, sin tener que visitar todas las pantallas intermedias (ver también la fig. 2). De este modo se satisface uno de los requisitos básicos del interfaz: que el usuario pueda introducir la información cuando desee, sin estar coartado por el orden en que el sistema le formula las preguntas.

3.2 Diagnóstico

Una vez introducida toda la evidencia disponible, el sistema experto realiza la propagación de evidencia sobre la red bayesiana, con el fin de calcular la probabilidad a priori de cada nodo. Algunos sistemas expertos bayesianos se limitan a mostrar la probabilidad resultante para cada valor de cada variable. Esto plantea el inconveniente de que el usario debe buscar sobre la red la información importante. En cambio, el programa DIAVAL selecciona los diagnósticos relevantes utilizando dos umbrales:

- *Umbral de certeza*: por defecto, vale 0'65, lo cual significa que el valor más probable (a posteriori) de una variable será aceptado como diagnóstico si su probabilidad supera el 65%.
- *Umbral de relevancia*: su misión es seleccionar solamente aquellos diagnósticos que puedan resultar interesantes para el médico, descartando aquellos nodos cuyo *factor de relevancia* se encuentre por debajo de este umbral.

En realidad, cada nodo no tiene un solo factor de relevancia asociado, sino dos: uno para diagnósticos positivos (RDN) y otro para diagnósticos negativos (RDN), y el primero es siempre mayor que el segundo, pues en general interesa más señalar las enfermedades que sufre el paciente que las que se han descartado en el diagnóstico.[3]

Los diagnóticos que superan ambos umbrales aparecen en una pantalla, tal como muestra la figura 4. El usuario del sistema puede modificar ambos umbrales según sus intereses: reduciendo el primero aparecerán los diagnósticos menos seguros; reduciendo el segundo, aparecerán otros que el sistema había juzgado como menos importantes.

3.3 Explicación del razonamiento

Hay tres factores que determinan la aceptación de un sistema experto: la calidad de los resultados (es decir, que sus conclusiones sean correctas), la facilidad de uso del interfaz (en inglés, *user-friendliness*) y la explicación del razonamiento. En medicina, este tercer punto es especialmente importante, pues ningún médico va a aceptar el diagnóstico de una máquina si no entiende cómo se ha obtenido. Más aún, cuando el sistema está aún en fase experimental, puede contener errores importantes; en este caso, la capacidad de explicación ayuda a descubrir si el programa ha razonado correctamente o cuál ha sido la causa del error.

El tema de la explicación del razonamiento sigue siendo una de las cuestiones más abiertas en todo tipo de sistemas expertos, especialmente en el paradigma bayesiano. Los trabajos de Suermondt [18] y Druzdzel [7, 8], aunque muy interesantes, son todavía difíciles de aplicar en la

[3]Sin embargo, en medicina esto no siempre es así: a veces un diagnóstico negativo es tan importante como uno positivo; por ello, es de desear que en las futuras versiones de DIAVAL los factores de relevancia de cada nodo se ajusten dinámicamente en función de la evidencia introducida y del motivo por el que se solicitó el ecocardiograma, aunque éste es un tema no trivial, que requiere mucha más investigación.

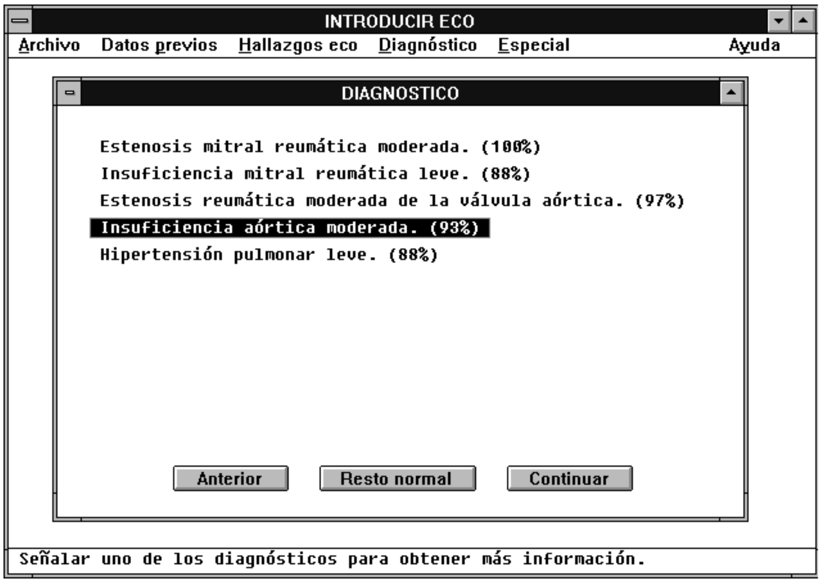

Figura 4: Diagnósticos obtenidos

práctica. Por este motivo nos hemos limitado a dotar a DIAVAL de una capacidad de explicación rudimentaria, que consiste en poder navegar por la red, consultando la información relativa a cada nodo. En este punto, la distinción de seis clases de enlaces, cuatro para el caso general (inflencia, parámetro, observación y manifestación) y dos para la puerta OR (causalidad y tipo) permite presentar al usuario la información de modo que a éste le resulte lo más natural posible. Por ejemplo, la probabilidad de que cada una de las causas haya producido el nodo-efecto sólo está definida para la puerta OR, pues en el caso general no tiene sentido hablar de tales probabilidades.

A pesar de estas propuestas, la capacidad de explicación es otro de los puntos que deberán ser mejorados en futuras versiones del programa, aunque —insistimos— primero es necesario resolver el problema teóricamente antes de poder implementar la solución. Más aún, antes de buscar un método de explicación es necesario definir correctamente el problema: qué es explicar y cuál es la explicación correcta para cada usuario en cada caso.

4 Conclusiones

Hemos mostrado en este artículo algunos aspectos del sistema experto DIAVAL, destinado al diagnóstico de enfermedades cardíacas mediante ecocardiograma. En particular, nos hemos centrado en dos puntos: en el modelo probabilístico (la red bayesiana), explicando brevemente el proceso de obtención de conocimiento y describiendo el contenido de la red, y en el funcionamiento del programa.

La característica que diferencia a DIAVAL de la mayor parte de los sistemas expertos es que no está basado en reglas, sino en un modelo causal probabilístico. En relación con otras redes bayesianas, nuestro sistema se caracteriza por el uso de la puerta OR multivaluada como modelo de interacción estándar y por la utilización del condicionamiento local como algoritmo de propagación de evidencia.

Sin embargo, DIAVAL no es simplemente una red bayesiana, sino que posee un *interfaz* gráfico flexible que permite al usuario introducir la información de forma estructurada, teniendo en cuenta los distintos aspectos que se estudian en la ecocardiografía. El *diagnóstico* que ofrece nuestro programa no se limita a calcular la probabilidad a posteriori de cada variable, sino que selecciona los diagnósticos en función de dos umbrales (de certeza y de relevancia), ajustables por el usuario. También incorpora una rudimentaria capacidad de *explicación* que tiene en cuenta seis tipos diferentes de enlaces, lo cual permite ofrecer información específica en el caso de la puerta OR. Dado que la capacidad de explicación es considerada como una de las características esenciales de los sistemas expertos y que éste es uno de los factores más importantes en la aceptación del programa por parte de los médicos, las próximas versiones de DIAVAL tratarán de mejorar sensiblemente en este apartado. Finalmente, la redacción de un *informe* en que se recogen de forma ordenada los datos introducidos y las conclusiones del diagnóstico es otra de las aportaciones de DIAVAL tendentes a facilitar el trabajo de los médicos.

En resumen, aunque este sistema experto se encuentra aún en fase de desarrollo, incorpora ya características novedosas desde el punto de vista de los sistemas expertos y de las redes bayesianas. El hecho de que el primer prototipo haya recibido una evalución muy favorable por parte de los cardiólogos que lo han examinado (ver [5, cap. 14]) supone un estímulo para continuar trabajando en esta línea.

Referencias

[1] E. Braunwald (ed.). *Heart Desease.* Saunders & Co., Philadelphia, quinta edición, 1996.

[2] B. G. Buchanan y E. H. Shortliffe (eds.). *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project.* Addison-Wesley, Reading, MA, 1984.

[3] W. Buntine. Operations for learning with graphical models. *Journal of Artificial Intelligence Research*, **2**:159–225, 1994.

[4] F. J. Díez. Parameter adjustement in Bayes networks. The generalized noisy OR–gate. En: *Proceedings of the 9th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, págs. 99–105, Washington D.C., 1993. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.

[5] F. J. Díez. *Sistema Experto Bayesiano para Ecocardiografía.* Tesis doctoral, Dpto. Informática y Automática, UNED, Madrid, 1994.

[6] F. J. Díez. Local conditioning in Bayesian networks. *Artificial Intelligence*, 1996. Aceptado para publicación.

[7] M. J. Druzdzel. *Probabilistic Reasoning in Decision Support Systems: From Computation to Common Sense.* Tesis doctoral, Dept. Engineering and Public Policy, Carnigie Mellon University, 1993.

[8] M. J. Druzdzel y M. Henrion. Efficient reasoning in qualitative probabilistic networks. En: *Proceedings of the 11th National Conference on AI (AAAI-93)*, págs. 548–553, Washington D.C., 1993.

[9] D. E. Heckerman y E. J. Horvitz. On the expresiveness of rule-based systems for reasoning with uncertainty. En: *Proceedings of the 6th National Conference on AI (AAAI-87)*, págs. 121–126, Seattle, WA, 1987.

[10] D. E. Heckerman y E. J. Horvitz. The myth of modularity in rule-based systems for reasoning with uncertainty. En: J. F. Lemmer y L. N. Kanal (eds.), *Uncertainty in Artificial Intelligence 2*, págs. 23–34. Elsevier Science Publishers, Amsterdam, 1988.

[11] M. Henrion. Some practical issues in constructing belief networks. En: L. N. Kanal, T. S. Levitt y J. F. Lemmer (eds.), *Uncertainty in Artificial Intelligence 3*, págs. 161–173. Elsevier Science Publishers, Amsterdam, 1989.

[12] F. V. Jensen, K. G. Olesen y S. K. Andersen. An algebra of Bayesian belief universes for knowledge-based systems. *Networks*, **20**:637–660, 1990.

[13] S. L. Lauritzen y D. J. Spiegelhalter. Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, **50**:157–224, 1988.

[14] R. S. Ledley y L. B. Lusted. Reasoning foundations of medical diagnosis. *Science*, **130**:9–21, 1959.

[15] M. J. Monaghan. *Practical Echocardiography and Doppler*. John Wiley & Sons, Chichester, U.K., 1990.

[16] R. E. Neapolitan. *Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Theory and Algorithms*. Wiley-Interscience, New York, 1990.

[17] J. Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1988. Reimpreso con correcciones en 1991.

[18] H. J. Suermondt. *Explanation in Bayesian Belief Networks*. Tesis doctoral, Dept. Computer Science, Stanford University, STAN–CS–92–1417, 1992.

[19] D. A. Waterman. *A Guide to Expert Systems*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1986.