



SEPDA: Sistema experto de ayuda al diagnóstico de patologías y de asesoramiento técnico en piscifactorías de anguilas (accésit)

Juan Carlos Gutiérrez Estrada
Inmaculada Pulido Calvo

IV Premio Unicaja de Investigación sobre desarrollo económico y estudios agrarios



*La vida es el arte de sacar conclusiones suficientes
a partir de datos insuficientes*

Samuel Butler

Producción

Analistas Económicos de Andalucía

C/ Ancla, nº 2 - 6ª planta. 29015 MÁLAGA
Tel.: 952 22 53 05 - 06
Fax: 952 21 20 73
e-mail: aea@unicaja.es
www.analistaseconomicos.com

D.L.: MA-78-2003
I.S.B.N.: 84-95191-59-8

La responsabilidad de las opiniones emitidas en este documento corresponde exclusivamente a los autores que no son, necesariamente, las de UNICAJA o Analistas Económicos de Andalucía.

Reservados todos los derechos. Queda prohibido reproducir parte alguna de esta publicación, su tratamiento informático o la transcripción por cualquier medio, electrónico, mecánico, reprografía y otro sin el permiso previo y por escrito del editor.

© Analistas Económicos de Andalucía.

A nuestras familias

Reunidos en la Ciudad de Málaga el día 13 de Mayo de 2002 un jurado presidido por Braulio Medel Cámara y compuesto por Carmen Hermosín Gaviña, José Javier Rodríguez Alcaide, José Emilio Guerrero Ginel y Francisco Villalba Cabello, decidió por unanimidad conceder a esta investigación un Accésit del IV PREMIO UNICAJA DE INVESTIGACIÓN SOBRE DESARROLLO ECONÓMICO Y ESTUDIOS AGRARIOS. El premio fue convocado por Analistas Económicos de Andalucía en el otoño de 2001 y cuenta con el patrocinio de la Fundación UNICAJA.

SEDPA: Sistema Experto de Ayuda al Diagnóstico de Patologías y de Asesoramiento técnico en Piscifactorías de Anguilas

Equipo de Investigación y Edición

Investigación Juan Carlos Gutiérrez Estrada
Inmaculada Pulido Calvo

Coordinación Gráfica y Administración M^a Dolores Fernández-Ortega Jiménez

Proyecto, Realización, Coordinación y Edición



Agradecimientos

Los autores quieren dejar constancia de algunas personas sin cuya ayuda este trabajo jamás hubiera sido posible, ya que como dijo Goethe en una ocasión 'Mis obras no se deben a mis propios conocimientos, sino a las miles de personas y cosas que me fueron ofreciendo material. Llegaron listos y tontos, humildes y soberbios, la niñez y la adolescencia, como también la edad madura, ... Todos me decían lo que sentían, como vivían y obraban y las experiencias que habían tenido. Para mí, no hubo otra cosa que hacer que recoger y cosechar lo que otros habían sembrado'.

Nuestro primer agradecimiento va dirigido a Emiliano de Pedro Sanz y Rafael López Luque, ambos profesores de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Agrónomos y Montes de Córdoba, sin los cuales este trabajo no se podría haber concebido, desarrollado y terminado.

Es indiscutible el papel que la empresa Hidrorecursos S.A. y sus trabajadores han jugado en el desarrollo de este trabajo. La dirección y técnicos (Carlos Blanco, Ana Landa, Rafael Membribes, Pierter Jelle de Visser Van Bloemen, Antonio Jurado, Soledad González, Noelia Palomo), los operarios (Julián, Rafa, Juan, José Antonio, Rogelio, Guadalupe) y como no, la becaria (Marta) siempre estuvieron dispuestos a ayudarnos.

También deseamos resaltar nuestro agradecimiento al resto de profesores y compañeros del Departamento de Producción Animal (Universidad de Córdoba) y del Departamento de Ciencias Agroforestales (Universidad de Huelva), especialmente a Ignacio de la Rosa y Luis Zarazaga.

A nuestras familias, por su apoyo, estímulo, paciencia, confianza y por escucharnos e ignorarnos según las circunstancias.

Finalmente, a Unicaja y Analistas Económicos de Andalucía por la concesión del premio y su posterior publicación, pero sobre todo por favorecer y potenciar la investigación la cual es, sin duda alguna, la base del desarrollo de cualquier sociedad.

SEDPA: Sistema Experto de Ayuda al Diagnóstico de Patologías y de Asesoramiento técnico en Piscifactorías de Anguilas

Índice

	PRESENTACIÓN	16
CAPÍTULO I	INTRODUCCIÓN	19
	I.1. Los sistemas expertos como métodos de diagnóstico	25
	I.2. Formulación del problema del diseño de un sistema experto para diagnóstico clínico	27
CAPÍTULO II	DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA EN ESTUDIO Y OBJETIVOS	29
CAPÍTULO III	AGENTES PATOLÓGICOS RECONOCIDOS POR EL SISTEMA	33
	III.1. Componentes del medio ambiente	36
	III.2. Virus	37
	III.3. Bacterias	38
	III.4. Hongos	39
	III.5. Parásitos	40
CAPÍTULO IV	MATERIAL Y MÉTODOS	43
	IV.1 Bases de conocimiento del dominio	45
	IV.2. El motor de inferencia	47
	Análisis morfológico-sintáctico. Red de Transición Aumentada (RTA)	47
	El controlador borroso	52
	Lógica borrosa y teoría de conjuntos borrosos. Conjuntos borrosos y funciones de inclusión	52
	Reglas de inferencia borrosa y Memoria Asociativa Borrosa (MAB). Asignación de niveles de creencia individuales y globales	57

	Teoría de Dempster-Shafer para la transmisión de incertidumbre	62
	Test χ^2 modificado como elemento diferenciador de los grupos patológicos con mayor aportación a la creencia global	66
IV.3.	Subsistema explicativo	69
IV.4.	Subsistema de sugerencia o motor proposicional	69
IV.5.	Subsistema de aprendizaje	71
IV.6.	Valoración del diagnóstico	72
IV.7.	Validación del sistema	73
CAPÍTULO V	RESULTADOS	77
V.1.	Información contenida en las bases de datos del dominio principal y secundario	79
V.2.	Número de casos utilizados para la evaluación	80
V.3.	Análisis de las respuestas aportadas por los expertos humanos	82
V.4.	Análisis preliminar de las Memorias Asociativas Borrosas	95
V.5.	Análisis de las respuestas de SEDPA	96
V.6.	Agrupación de diagnósticos individuales de SEDPA	108
V.7.	Diagnóstico de los expertos frente al diagnóstico de SEDPA	114
V.8.	Selección de la mejor configuración de SEDPA	119
V.9.	Análisis de las respuestas de SEDPA con reducción de información	121
V.10.	Respuesta del subsistema sugerencia o motor proposicional	123
CAPÍTULO VI	DISCUSIÓN	127
VI.1.	Respuestas de los expertos humanos	130
VI.2.	Lenguaje natural	133

VI.3.	Respuestas de SEDPA: creencias y valoraciones. Conclusiones del motor de inferencia y proposicional	133
VI.4.	Expertos humanos frente a SEDPA	136
	BIBLIOGRAFÍA	139
	ANEXO. GLOSARIO	151

Presentación

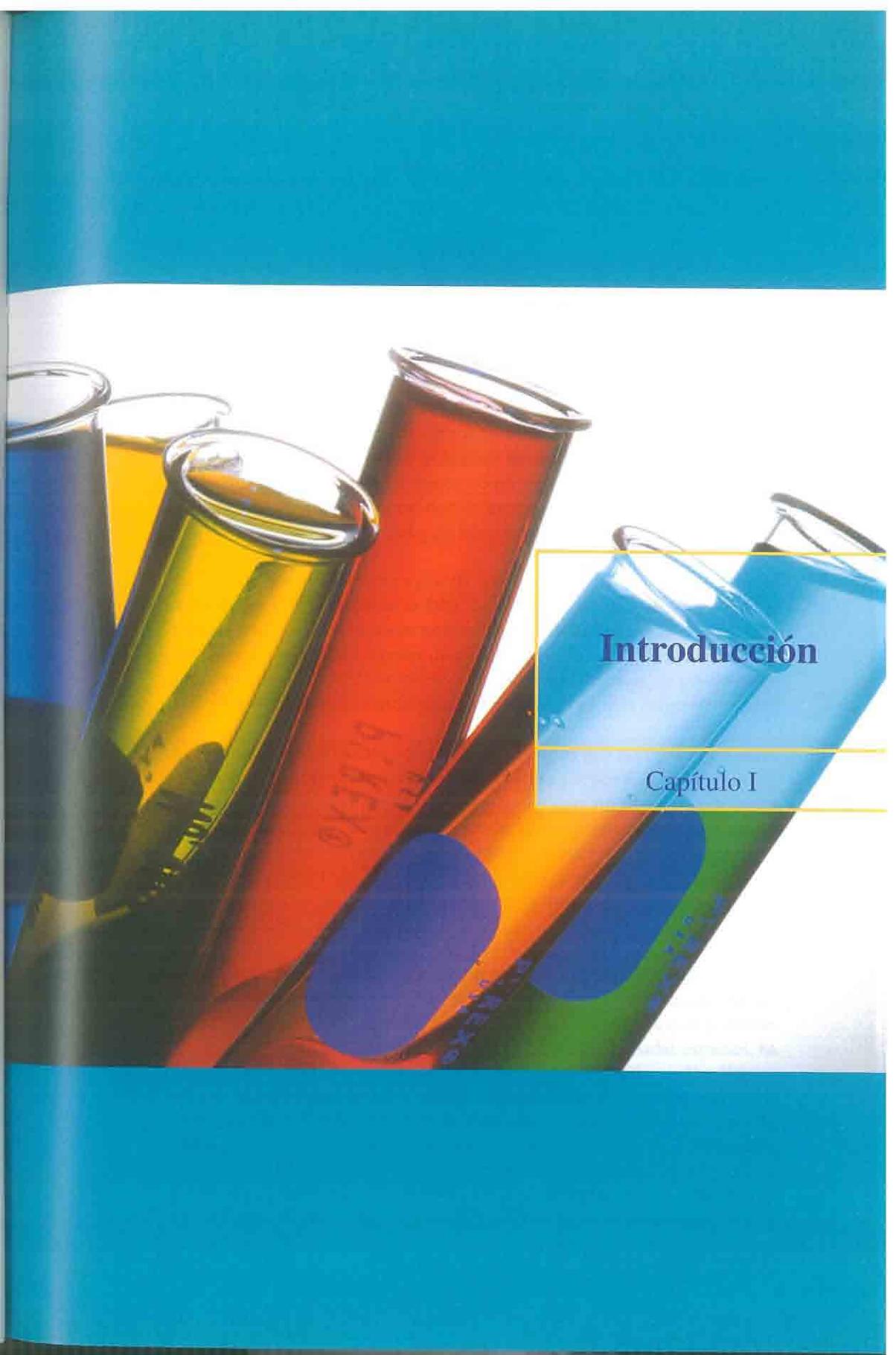
Braulio Medel Cámara. Presidente de Unicaja.

Con el fin de estimular el conocimiento sobre la economía e impulsar la investigación, UNICAJA ha patrocinado un año más y como viene siendo habitual desde 1999, la cuarta edición del **Premio UNICAJA de Investigación sobre Desarrollo Económico y Estudios Agrarios**, con la certeza que estos estudios serán de gran utilidad para los profesionales y especialistas y, por extensión, para la sociedad en su conjunto. La continuidad de este premio promovido por Analistas Económicos de Andalucía, que se encuadra dentro del conjunto de premios que promueve nuestra entidad a través de la Fundación UNICAJA, refleja de forma clara la decidida apuesta que venimos realizando por la promoción de la investigación económica para tener un mayor conocimiento de la economía regional y, en particular, por la importancia otorgada al sector agrario andaluz y el deseo de profundizar en su conocimiento y estudio como uno de los sectores claves del desarrollo futuro de nuestra región y que desempeña un papel crucial dentro del conjunto de la economía regional.

En la cuarta convocatoria del Premio **UNICAJA de Investigación sobre Desarrollo Económico y Estudios Agrarios**, a la que corresponde el trabajo ahora editado, el Jurado otorgo un **Accésit** a la investigación titulada **“SEDPA: Sistema Experto de ayuda al Diagnostico de Patologías y Asesoramiento Técnico en Piscifactorías de Anguilas”**, elaborado por el equipo investigador compuesto por D. Juan Carlos Gutiérrez Estrada y D. Inmaculada Pulido Calvo, profesores de la Universidad de Huelva. En esta investigación el jurado valora muy positivamente el alto nivel de desarrollo tecnológico que aporta el trabajo desarrollado en cuanto al diseño de sistemas expertos empleando novedosas metodologías y diseñando una aplicación informática para el control de explotaciones intensivas de anguilas. Por otro lado, la aplicabilidad de este tipo de investigaciones a un sector en desarrollo y con un innegable futuro, como es la acuicultura, hace que este tipo de trabajos sean de gran interés para el desarrollo no solo de la investigación básica sino que se asegure la aplicabilidad de los resultados y su transformación en innovaciones en los sistemas productivos.

Este trabajo es editado por el Servicio de Publicaciones de la Fundación UNICAJA, incorporándose así a la serie de documentos que tienen como finalidad principal promover e incentivar la realización, y su posterior difusión, de investigaciones sobre la realidad económica que nos rodea, aumentando así el acervo de información a disposición de la Sociedad

andaluza para un mejor conocimiento de su economía. En definitiva, deseamos que la presente edición tenga una acogida tan favorable como en las anteriores, y constituya un documento útil para todos los profesionales y estudiosos en el sector agrario andaluz, al tiempo que se convierta en un referente básico para la realización de futuras investigaciones que contribuyan a un mayor conocimiento de la economía regional y de un sector tradicional en la economía andaluza como el sector agrario.



Introducción

Capítulo I

I. INTRODUCCIÓN

A principios de siglo abrigábamos la ilusión de que el mar podría alimentar a todo el mundo. Después de la Segunda Guerra Mundial, la pesca marítima creció rápidamente como consecuencia en parte de las nuevas mejoras tecnológicas de los sistemas de captura. Sin embargo este crecimiento, llevado a cabo a costa de muchas poblaciones de peces que pensábamos podrían suministrar una pesca estable, empezó a declinar en los años setenta a causa de la intensa explotación. Este estancamiento de la pesca tradicional coincidió con un período en el cual la demanda de proteínas de origen animal se multiplicaba a medida que la población humana crecía. De esta forma la acuicultura se erige en esta época como una actividad de futuro que se desarrolla y crece frente a otro tipo de explotaciones gracias a la experiencia adquirida a nivel experimental y de laboratorio en años precedentes.

La idea de que la acuicultura podría convertirse en una de las principales actividades capaz de paliar la falta de alimento, puede deberse a que es posible afirmar que los peces poseen ciertas ventajas para la cría frente a los animales terrestres. A pesar de que las comparaciones de productividad entre peces y animales terrestres sean poco significativas, se puede decir que esta afirmación se fundamenta básicamente en tres razones:

- a) los peces son animales poiquiloterms por lo que no consumen energía en el mantenimiento de la temperatura corporal,
- b) sus ciclos vitales se desarrollan dentro del agua, no teniendo por tanto que desperdiciar energía soportando su propio peso, y
- c) por regla general presentan una menor proporción de huesos y partes no comestibles. Todo esto hace que la conversión del alimento en carne sea mucho más eficiente que en los animales terrestres (Bone et al., 1995; Shepherd y Bromage, 1999).

El conjunto de estos factores junto con el estancamiento del crecimiento de la industria pesquera o como en el caso de la anguila, el descenso de las capturas de la pesca tradicional, el aumento de la demanda humana de proteínas y el avance en el conocimiento de la biología de determinadas especies, ha provocado que la producción piscícola esté contribuyendo en los últimos años en una gran proporción al suministro mundial de pescado. De esta forma se ha pasado de los 10.1 millones de toneladas producidas en el año 1986, lo que suponía un 7.9 por ciento de la pesca total mundial, a los 19,3 millones de toneladas producidas en 1992 (16.2 por ciento), lo que indica un incremento medio anual del 6 por ciento (FAO, 1992 y 1994). De esta producción, la mayor parte corresponde a la llevada a cabo en aguas continentales (65 por

ciento), mientras que el resto (35 por ciento) corresponde a agua salada o salobre (Buxadé, 1997).

En España la tendencia de crecimiento de la producción acuícola se ha invertido en los últimos años, descendiendo desde el 17 por ciento sobre la producción total en 1984 hasta el 10 por ciento en 1995. Sin embargo esta disminución está íntimamente ligada a la producción de mejillón, cuyo cultivo representaba en 1984 el 93 por ciento de la producción y que pasó a ser en 1995 del 67 por ciento. Así cuando se excluye el cultivo del mejillón, la producción acuícola presenta un comportamiento totalmente diferente pasando de 20900 toneladas en 1984 a 46000 toneladas en 1995, lo que supone un crecimiento del 120 por ciento en el período considerado. Esto equivale a una tasa de crecimiento anual media del 6.8 por ciento. La mayor tasa de crecimiento se ha realizado en la acuicultura marina, con un 14.5 por ciento de media al año, respecto a la continental, que sólo ha alcanzado el 2.6 por ciento (Cobo *et al.*, 1999).

En acuicultura, dependiendo de la especie y las instalaciones se diferencian multitud de sistemas de cultivos. Estos se pueden agrupar en dos grandes bloques en función del tipo de alimentación: acuicultura de producción o extensiva, donde la dieta de los animales está basada en alimento natural y, por tanto, el aporte de alimento manufacturado es escaso o nulo (p.e.: el cultivo de mejillones), y acuicultura de transformación o intensiva, donde los productos y subproductos de bajo valor comercial de la industria pesquera transformados en pienso de alto poder energético, son utilizados para la alimentación de especies muy apreciadas y de gran valor en el mercado. En este tipo de explotaciones conforme aumenta la densidad de cría se ejerce un mayor y más preciso control de las operaciones llevadas a cabo sobre la población existente. Un análisis más profundo del manejo permite optimizar los niveles de nutrición dando estimaciones más predecibles de su crecimiento, así como abarcar los regímenes de retirada de los productos finales. Como resultado hay menos alimento perdido, las pérdidas de individuos no contabilizados son menores y el piscicultor puede controlar y responder más fácilmente a problemas tales como la enfermedad, las variaciones físico-químicas, etc. En conjunto se tiende a un uso más eficiente del capital ligado a los peces, alimentos y la planta en sí. Esto implica que el empresario acuicultor debe introducir mejoras técnicas, nuevas maquinarias e importantes inversiones estructurales. Pero al mismo tiempo factores tales como el incremento de las producciones y la competencia generan bajadas en el precio del producto, lo que unido a un incremento paralelo del precio de los suministros, obliga a los empresarios a reducir costes de producción. Esto lleva a considerar en muchas explotaciones acuícolas otro tipo de planteamientos de gestión técnica y económica.

Este fenómeno se ve magnificado en aquellos sectores productivos con mercados temporales y localizados como el de la anguila. La producción de anguilas en España no supera en la actualidad las 300 toneladas anuales y su producción se destina casi por completo a la zona levantina, Galicia y como exportación al centro y norte de Europa, donde existe una gran tradición de su consumo en determinadas épocas del año. Se podría pensar, por tanto, que la anguicultura se encuentra en una etapa de crecimiento temprano caracterizada por una producción baja, un precio alto y estable y unas previsiones de venta futuras crecientes. Sin embargo, el mercado de la anguila se encuentra ya estabilizado, donde el precio por kilogramo es fijado por las grandes explotaciones intensivas del norte de Europa con amplios márgenes de beneficios. Estos márgenes les permiten establecer un precio más o menos constante con ligera tendencia al alza, a pesar de que la anguicultura sea un sector dedicado al engorde y absolutamente dependiente de poblaciones naturales cada vez más esquilmas. De esta forma, el precio de la anguila de peso comercial sufrió pequeñas variaciones en el período comprendido entre 1988 y 1996 (5.39-13.08 €/kg), lo que supuso un incremento interanual del 23.6 por ciento. Sin embargo, si deflactamos estos precios en función del incremento del **IPC** anual encontramos que la tasa de crecimiento del precio del kilogramo de anguilas fue del -18.6 por ciento (Cobo *et al.*, 1999). Esto obliga a los anguicultores españoles a aproximar aun más las predicciones sobre mortalidad, consumo de pienso y fármacos, incremento de los crecimientos, y en general, a tener un mayor control sobre todos los parámetros que influyen en la producción final para así conseguir una reducción de costes.

La reducción de los costes en su conjunto pasa por conseguir la modelación y caracterización de la producción. El gran número de factores que intervienen y afectan a las producciones en el medio acuático sobre todo en explotaciones de carácter intensivo, así como las complejas relaciones existentes entre ellos hacen que el proceso de modelado sea un objetivo difícil. La combinación de técnicas estadísticas clásicas con sistemas englobados tradicionalmente dentro de la inteligencia artificial (**IA**), como sistemas expertos basados en conocimiento y lógica borrosa, y redes neuronales computacionales puede proporcionar una buena aproximación a la solución del problema. El uso de la **IA** ha llegado a ser común en la industria y en los sistemas de control de procesos en los últimos años (Rock y Guerin, 1992). Lee (1995, 2000) destaca que entre las principales ventajas que la **IA** tiene para la acuicultura frente a otro tipo de métodos se encuentran:

- a) la rápida transferencia del conocimiento del experto a lo largo de un sector industrial, especialmente a aquellas industrias que no tienen disponibles el número suficiente de expertos,

- b) una posible reducción de costes como consecuencia de la automatización de la mayor parte de las funciones primarias,
- c) mejora del proceso de producción en estabilidad y eficiencia, y
- d) mejora del entendimiento del proceso de producción a través del desarrollo y testeo de reglas y algoritmos.

El desarrollo de la acuicultura y de la pesca deportiva ha puesto de manifiesto la incidencia creciente de las enfermedades de los peces en estas actividades piscícolas y a menudo ha sido el vector de aparición, o al menos de propagación, de ciertas enfermedades (Neumann, 1985; Peters y Hartmann, 1986; Höglund y Andersson, 1993). La sanidad piscícola adquiere, por tanto, una gran importancia económica que hace necesaria la lucha contra los problemas patológicos.

El estado de enfermedad se traduce en los peces por la aparición de anomalías en el comportamiento (síntomas) y/o en la integridad corporal (lesiones), lo que supone un descenso de la calidad física, rendimientos, y a menudo, la muerte de los sujetos afectados. Estas manifestaciones mórbidas son debidas a causas de orden físico, químico o biológico, actuando solas o en asociación, perturbando las funciones fisiológicas del animal, y poniéndose de manifiesto de manera natural o inducida (Kinkelin *et al.*, 1991). De esta forma, los constituyentes del medio ambiente acuático son susceptibles de ser peligrosos para los peces (Wedemeyer, 1981). Del mismo modo, los bioagresores, seres vivos que subsisten a expensas de los peces, están siempre presentes allá donde se encuentren sus huéspedes, para los cuales representan una amenaza permanente. Así, el medio acuático encierra una población en la cual conviven animales y vegetales, con predadores intermediarios de parásitos, algas, etc. Todos estos elementos de forma aislada o conjuntamente pueden engendrar enfermedades (Roberts, 1981; Mellergaard y Dalsgaard, 1989; Kinkelin *et al.*, 1991; Shepherd y Bromage, 1999).

La actividad humana viene a añadir nuevos riesgos mediante la introducción de sustancias peligrosas (antifloculantes, clorines, supersaturación de determinados gases, etc.), o desarrollando prácticas que aumentan los efectos patógenos de los factores físicos, químicos o biológicos presentes en el medio, (Nash y Paulsen, 1981; Wickins, 1981). El primero de los casos es el de la polución, permanente o accidental, cuyos daños se hacen sentir principalmente sobre la fauna salvaje, pero que pueden igualmente alterar directa o indirectamente la salud de las explotaciones piscícolas. En segundo lugar encontramos las prácticas de la tecnología piscícola, es decir, las operaciones referentes a la explotación (clasificaciones, cálculo de raciones, etc.), el comercio, transporte y la repoblación de las aguas.

La explotación intensiva de la anguila es uno de los ejemplos más contundentes de inducción a la acción de los factores patógenos. En este tipo de explotaciones, las enfermedades pueden aparecer como consecuencia de una calidad del agua inadecuada, falta de higiene, una mala nutrición, etc., o por combinación de dos o más de estos factores (Munro y Fijan, 1981) con la consecuente disminución de la producción y pérdida económica. Esas enfermedades pueden ser erradicadas, en la mayor parte de los casos, mediante la aplicación de un tratamiento farmacológico adecuado, lo que implica un proceso de diagnóstico. Sin embargo, este proceso se ve dificultado generalmente por la coincidencia de uno o varios factores, como la escasez de expertos en ictiopatología o la abundancia/ausencia y dispersión de la información disponible. Esto influye además sobre una variable crítica en el diagnóstico, que es el tiempo transcurrido desde la observación de los síntomas/lesiones hasta la determinación de los agentes patógenos responsables de la enfermedad.

Estas características justifican la aplicación de métodos de diagnóstico englobados tradicionalmente dentro del campo de la inteligencia artificial conocidos como sistemas expertos. Según Castillo *et al.* (1996) y González Andújar y Recio Aguado (1997) el uso de los sistemas expertos se recomienda especialmente:

- Cuando el conocimiento es difícil de adquirir o se basa en reglas que sólo pueden ser aprendidas de la experiencia.
- Cuando la mejora continua del conocimiento es esencial y/o cuando el problema está sujeto a reglas o códigos cambiantes.
- Cuando los expertos humanos son caros o difíciles de encontrar.
- Cuando el conocimiento de los usuarios sobre el tema es limitado.
- Cuando se espera que el tiempo de respuesta frente a un determinado problema sea mínimo.

1.1 Los sistemas expertos como métodos de diagnóstico

Un sistema experto es un programa de ordenador que emplea la información codificada en una base de conocimiento para resolver problemas de un determinado dominio calificados como 'difíciles', de la misma forma en que lo haría un experto humano en ese dominio. Un sistema experto que esté correctamente diseñado imita el proceso de

razonamiento del experto humano para resolver problemas específicos, por lo que pueden ser usados tanto por operarios no expertos para mejorar su capacidad de resolución de problemas, así como por expertos como sistemas de ayuda inteligentes.

Los primeros sistemas expertos fueron desarrollados a mediados de los años 60. Este período de investigación de la inteligencia artificial estuvo dominado por la creencia de que la determinación de leyes de razonamiento generales unidas a potentes computadoras harían posible la creación de una máquina 'superhumana' capaz de resolver cualquier tipo de problema. Debido a esto, se generaron una gran cantidad de programas de ordenador con grandes expectativas que, no obstante, no llegaron a cumplir los sueños de sus programadores. La evolución desde el propósito general hasta el particular de los sistemas expertos ocurrió con el desarrollo de MYCIN (Shortlife y Buchanan, 1975) y DENDRAL (Lindsay *et al.*, 1980). El primero de ellos, un sistema experto basado en reglas, fue desarrollado para ayudar en el diagnóstico de infecciones bacterianas durante el período crítico que va desde las 24 hasta las 48 horas tras un ingreso hospitalario. DENDRAL fue diseñado para inferir la estructura molecular de un compuesto desconocido a partir de la masa espectral y su magnetismo nuclear. El sistema usaba un código que enumeraba sistemáticamente todas las posibles estructuras moleculares para posteriormente llevar a cabo una selección de las más probables mediante el empleo de datos químicos. Desde entonces hasta la actualidad muchos han sido los sistemas expertos diseñados como aplicaciones a distintos campos de la ciencia y la industria (Campbell *et al.*, 1982; Hawkes 1992, 1993; Afgan *et al.*, 1994; Malczewski, 1995; Tarifa y Scenna, 1997) con especial atención al diagnóstico clínico humano (Kahn y Anderson, 1994; Van Diest *et al.*, 1994; Andreassen *et al.*, 1995; Birndorf *et al.*, 1996; Firriolo y Levy, 1996; Hernando *et al.*, 1996; Kahn, 1996; Kentala *et al.*, 1996; Nguyen *et al.*, 1996; Díez *et al.*, 1997; Ohayon *et al.*, 1997; Weyn *et al.*, 1998; Weyn *et al.*, 1999), habiéndose obtenido en la mayor parte de los casos resultados muy significativos.

El campo de la producción animal también ha sido objeto de aplicación de los sistemas expertos (González-Andújar y Recio-Aguado, 1996). De esta forma, GTEP-X, MAMMITRON, TRBVENT y DXMAX (Amador-Hidalgo, 1996), fueron diseñados para ayudar en la resolución de distintos problemas relacionados con las explotaciones porcinas y bovinas. Más concretamente para la producción en medio acuático, Hoskins *et al.* (1983) presentaron dos programas de ordenador interconectados llamados CASE REPORTER y FISH HEALTH específicamente diseñados para ayudar en la mejora de la producción del salmón. CASE REPORTER intentaba determinar las

principales causas que generaban un problema de salud en la explotación, solicitando para ello información precisa sobre las condiciones de producción, comportamiento de los animales y signos de enfermedad. Por su parte, FISH HEALTH intervenía en el control y prevención de enfermedades haciendo uso de la información disponible sobre las veinticuatro enfermedades más frecuentes del salmón así como de los datos computados para CASE REPORTER. Posteriormente, Garnerin y Tuffery (1988) programaron un sistema experto (SCHUBERT 3000) que era capaz de ofrecer información útil sobre patología, prevención de enfermedades, manejo y producción de peces. Más recientemente otros sistemas expertos programados para diagnosticar enfermedades en peces tropicales como FISHVET (Zeldis y Prescott, 2000) o HAMES de la Universidad de Hawai son capaces de realizar la misma función.

1.2 Formulación del problema del diseño de un sistema experto para diagnóstico clínico

El tipo de problemas que pueden solucionar los sistemas expertos pueden clasificarse como deterministas y estocásticos. Los primeros se caracterizan porque pueden ser formulados usando una serie de reglas bien definidas que relacionen varios objetos, y por obtener conclusiones utilizando un mecanismo de razonamiento lógico (Castillo *et al.* 1996). Normalmente este tipo de reglas están caracterizadas por una estructura básica del tipo 'SI...ENTONCES'. Por otra parte, en situaciones en las cuales las relaciones entre los objetos no están claramente definidas (como en el diagnóstico clínico), es necesario introducir medios que traten la incertidumbre asociada al propio diagnóstico. De esta forma algunos autores como Kentala *et al.* (1996) usan la misma estructura de los sistemas basados en reglas, pero incorporando una medida de incertidumbre mediante la adición a la base de conocimiento de límites superiores e inferiores de la puntuación asociada a síntomas y utilizando fórmulas de propagación para calcular la incertidumbre asignada a las conclusiones. Otros investigadores (Shortlife y Buchanan, 1975; Fatma *et al.*, 1993; Nguyen *et al.*, 1996) siguen un esquema semejante incluyendo factores de certeza. De esta forma a cada atributo o síntoma se le hace corresponder un peso que es una medida de la importancia relativa que tiene ese síntoma sobre una determinada enfermedad.

Cuando los datos asociados al problema a resolver son abundantes y se dispone de información objetiva sobre las frecuencias de enfermedades y síntomas de la población, se puede utilizar como medida de incertidumbre la probabilidad, en la que la distribución conjunta de un grupo de variables

se usa para describir las relaciones de dependencia entre ellas (Castillo *et al.*, 1996). Bryan *et al.* (1994), Chang *et al.* (1994), Haddawy *et al.* (1994) Díez *et al.* (1997) y Kahn *et al.* (1997) entre otros, emplean un esquema de representación del conocimiento en forma de red probabilística o bayesiana en la cual las relaciones entre variables quedan definidas gráficamente. Esta forma de representación del conocimiento permite una propagación de la incertidumbre muy eficiente constituyendo un modelo causal del cual es posible obtener inferencias y conclusiones. Al igual que en los casos anteriores, la base de funcionamiento de las redes probabilísticas está construida sobre la consideración de proposiciones individuales a las que se asigna una estimación del grado de creencia que se satisface dada una evidencia. En aquellos casos en los que la falta de datos dificulta la aplicación de funciones de probabilidad bayesianas es posible la aplicación de otras técnicas alternativas, de forma individual o conjunta, como la denominada teoría de Dempster-Shafer (Dempster, 1968; Shafer, 1982; Hájek, 1994) o la lógica borrosa (Zadeh, 1979; Klir *et al.*, 1997).



Descripción del sistema en estudio y objetivos

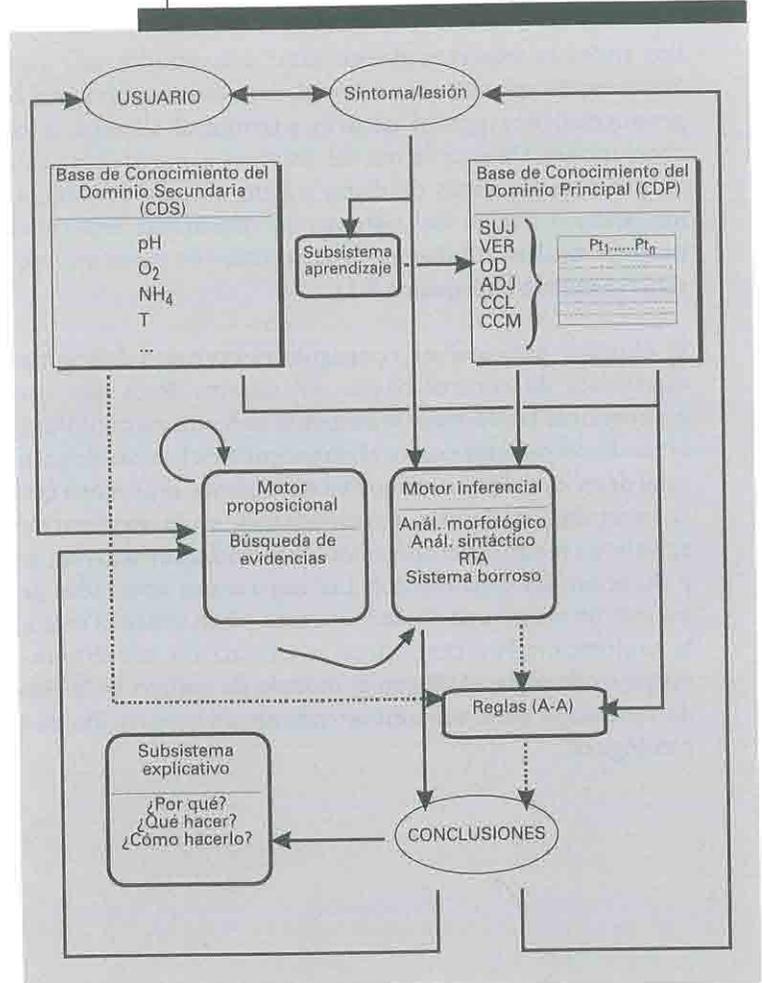
Capítulo II

II. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA EN ESTUDIO Y OBJETIVOS

Los sistemas expertos suelen estar constituidos por varios módulos íntimamente relacionados entre sí, cuya interacción junto con los datos proporcionados por el usuario, permite al sistema la obtención de conclusiones. De esta forma, los sistemas expertos básicamente constan de una o varias bases de datos o base de conocimiento, un motor de inferencia o núcleo del sistema, un subsistema explicativo, un motor proposicional, un subsistema de adquisición de conocimiento y un interfaz usuario-máquina (esquema II.1).

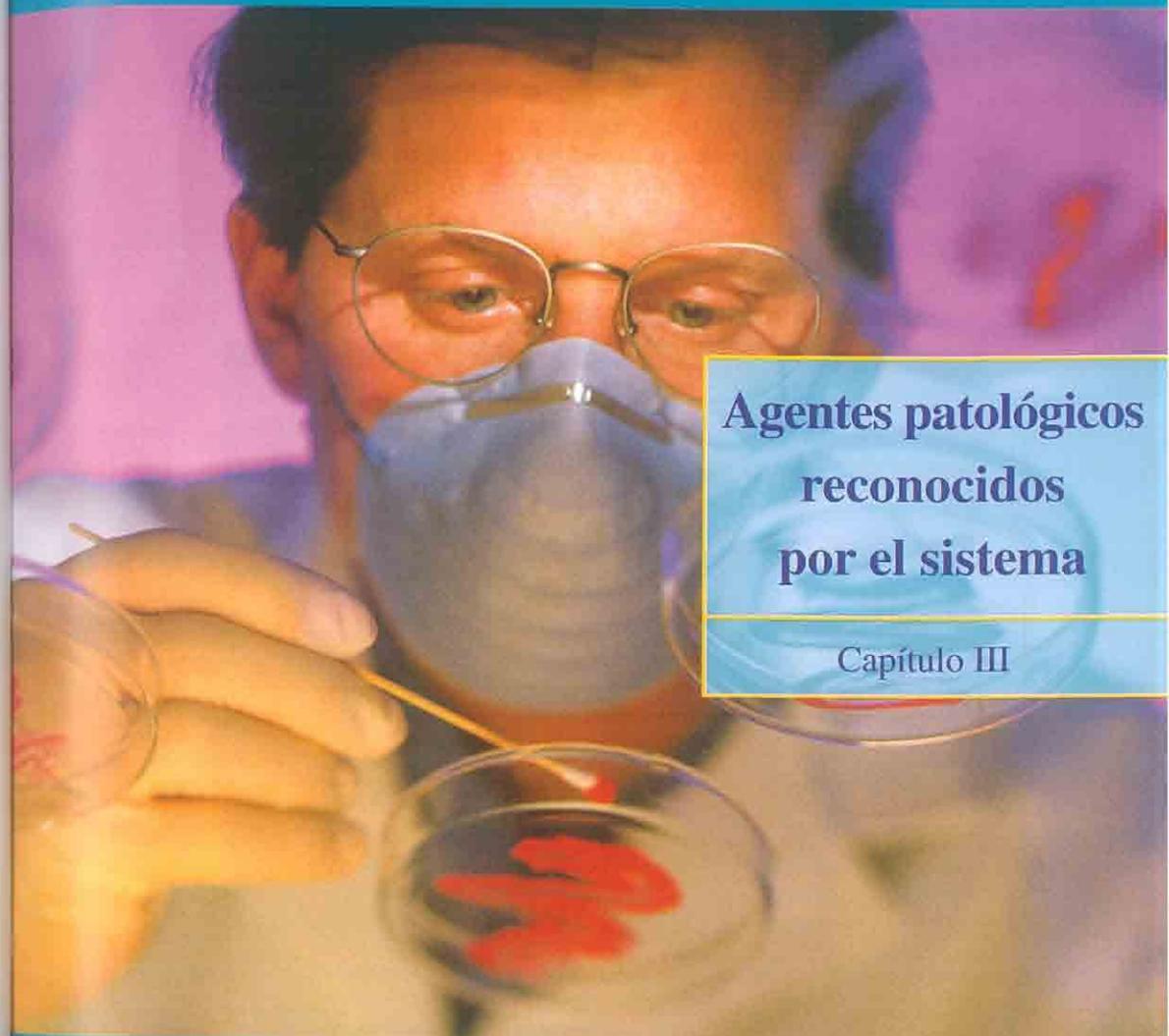
El objetivo principal es conseguir el correcto funcionamiento de la estructura de control básica del sistema. Para ello, éste tiene que proporcionar la información suficiente en forma de conclusiones al usuario, entendiéndose éstas como el diagnóstico de la/s patología/s responsable/s del deterioro de la salud animal en la planta, el proceso que ha facilitado la implantación de la/s enfermedad/es en la explotación, y posibles soluciones mediante la aplicación de medidas correctivas (fármacos, dosis y duración del tratamiento). Las sugerencias aportadas por el sistema permitirán tomar una decisión a corto plazo sobre el estado de salud de la explotación. Por otra parte, la interacción del sistema a través del conjunto de reglas **A-A** con el módulo de gestión de la planta en estado de simulación debe suministrar indicios de la aparición de nuevos focos patológicos.

ESQUEMA II.1 Diagrama de flujo del funcionamiento del Sistema Experto para el Diagnóstico Patológico en Anguilas (SEDPA)



Las líneas continuas indican los posibles caminos seguidos por el programa cuando funciona de forma independiente. Las líneas discontinuas señalan los caminos alternativos seguidos cuando el programa de gestión de la planta interactúa con SEDPA en modo simulación.

Fuente: Elaboración propia.



Agentes patológicos reconocidos por el sistema

Capítulo III

III. AGENTES PATOLÓGICOS RECONOCIDOS POR EL SISTEMA

Los procesos patológicos que pueden afectar a la producción de anguilas y que, por tanto, deben ser reconocidos por el sistema pueden ser calificados de forma genérica como enfermedades provocadas por bioagresores (virus, bacterias, hongos y parásitos animales) (cuadro III.1) y componentes del medio ambiente (temperatura, oxígeno, productos nitrogenados, etc.) (cuadro III.2).

CUADRO III.1

Principales bioagresores que atacan a la anguila europea (*A. anguilla*) en cultivos intensivos

BIOAGRESORES	DISTRIBUCIÓN GEOGRÁFICA	PRESENCIA
VIRUS		
NPI-EVE	Cosmopolita	Muy rara
BACTERIAS		
<i>Aeromonas hydrophila</i>	Cosmopolita	Común
<i>Edwardsiella tarda</i>	Norte de África, América del Norte y Asia.	Rara
<i>Flexibacter columnaris</i>	Cosmopolita	Rara
<i>Pseudomonas fluorescens</i>	Cosmopolita	Común
<i>Pseudomonas anguilliseptica</i>	Cosmopolita	Común
<i>Vibrio anguillarum</i>	Cosmopolita	Rara
<i>Yersinia ruckeri</i>	América del Norte, Oceanía y Europa	Muy rara
HONGOS		
<i>Saprolegnia</i> sp.	Cosmopolita	Rara
PROTOZOARIOS		
<i>Eimeria</i> sp.	Cosmopolita	Muy rara
<i>Ichthyobodo</i> sp.	Cosmopolita	Rara
<i>Ichthyophthirius multifiliis</i>	Cosmopolita	Muy común
<i>Trichodina</i> sp.	Cosmopolita	Común
MYXOZOARIOS		
<i>Henneguya</i> sp.	Cosmopolita	Muy rara
<i>Myxidium</i> sp.	Cosmopolita	Común
<i>Myxobolus</i> sp.	Cosmopolita	Muy rara
HELMINTOS		
<i>Dactylogyrus anguillae</i>	Cosmopolita	Muy común
<i>Gyrodactylus</i> sp.	Cosmopolita	Muy común
ARTRÓPODOS		
<i>Argulus</i> sp.	Cosmopolita	Rara
<i>Ergasilus</i> sp.	Cosmopolita	Común
SIN POSICIÓN TAXONÓMICA CLARAMENTE ESTABLECIDA		
<i>Dermocystidium anguillae</i>	—	Rara
Papilomatosis	—	Muy rara

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO III.2

Principales componentes del medio ambiente que pueden afectar a la anguila europea (*A. anguilla*) en cultivos intensivos

COMPONENTE AMBIENTAL	PRESENCIA
Niveles altos de Amoníaco	Muy común
Niveles altos de Nitratos	Muy común
Niveles altos de Oxígeno	Común
Niveles bajos de Oxígeno	Muy común
Alta turbidez del agua	Muy común
Temperatura por debajo del óptimo fisiológico	Común
Temperatura por encima del óptimo fisiológico	Común
Niveles altos de pH	Rara
Niveles bajos de pH	Rara

Fuente: Elaboración propia.

III.1 Componentes del medio ambiente

Los componentes del medio ambiente que pueden ser causa de enfermedades en los peces pueden actuar generalmente siguiendo dos modelos distintos: un modelo directo por el cual es el propio componente el que promueve la aparición de la enfermedad, o un modelo indirecto mediante el cual la variación de un determinado parámetro puede aumentar o disminuir los niveles de otros factores ambientales hasta alcanzar valores tóxicos para la población, lo que puede facilitar además la proliferación de organismos como, virus, hongos, bacterias, etc. Estos componentes son propiedades físicas del agua, básicamente temperatura y turbidez, y propiedades químicas como el carácter ácido o básico, los gases disueltos, sustancias nitrogenadas, etc.

Los efectos directos de alguno de estos componentes sobre los peces pueden manifestarse como una fuerte irritación, que lleva consigo secreción de moco, hemorragias cutáneas y/o la muerte de los animales, por ejemplo como consecuencia de una elevación o disminución del pH. También pueden ser el origen de enfisemas cutáneos o embolias gaseosas que se producen después de la exposición continuada a hipersaturaciones de gases como el oxígeno. Esta saturación de gases puede tener dos causas: una elevación de más de 10 °C de la temperatura del agua en muy poco tiempo (efecto

indirecto de la variación de temperatura) o por compresión del aire en el agua (efecto indirecto de la variación de presión) (Kinkelin *et al.*, 1991). Según Smart (1976), las dosis subletales de amonio son responsables de hiperplasias branquiales asociadas a una importante secreción mucosa y a hemorragias puntiformes como consecuencia de la telangiectasia. Efectos similares se han observado bajo la exposición permanente de los peces a concentraciones de 0.1 mg/l de nitritos. Smith y Williams (1974) señalan la aparición de focos necróticos en animales intoxicados por nitritos. Møllergaard y Dalsgaard (1989) indican además que el efecto individual o combinado de alguno de estos factores ambientales pueden ser el motivo de la aparición de estrés asociado a una disminución de la inmunidad.

III.2 Virus

En la actualidad, el tipo de virus que provoca mayores pérdidas económicas en las explotaciones intensivas de anguilas son los conocidos como virus **ARN** con doble cadena bisegmentada. Dentro de este grupo encontramos los virus de la **NPI** (Necrosis Pancreática Infecciosa) que afecta principalmente a especies de la familia Salmonidae (Underwood *et al.*, 1977) y que pueden ser reunidos en tres grupos serológicos (Okamoto *et al.*, 1983): el grupo I o americano, representado por el virus West Buston; el grupo II, europeo conocido con el nombre de Sp; y el grupo III, que corresponde al virus de tipo Ab y al virus de la branquionefritis de la anguila también conocido con el nombre de **EVE** (European Virus Eel) (Sano *et al.*, 1981; Sano *et al.*, 1992). Con respecto a este último virus, Hedrick *et al.* (1983) consideran que aunque serológica y morfológicamente está muy próximo a un virus NPI (tipo Ab) puede ser considerado como una entidad viral distinta ya que la movilidad electroforética de su genoma difiere significativamente de la del virus **NPI**.

Las primeras manifestaciones clínicas de la aparición de la enfermedad en la explotación son la inapetencia y la anorexia, seguidas de astenia. Rápidamente aparecen alteraciones en el equilibrio que se traducen por natación helicoidal que se alterna con manifestaciones periódicas de excitación y postración. Paralelamente a los síntomas descritos, se observa una serie de modificaciones de aspecto corporal. Las hemorragias son las primeras alteraciones visibles a nivel de la piel y las mucosas. Éstas se localizan en el tejido subcutáneo y en las branquias. Se exteriorizan entonces exoftalmias como consecuencia del efecto conjugado de los edemas y las hemorragias, asociadas a menudo a una decoloración branquial. La evolución puede ser rápida ya que pueden transcurrir tan solo 12

horas desde la aparición de las exoftalmias y la muerte del sujeto (Roberts, 1981; Kinkelin *et al.*, 1991; Shepherd y Bromage, 1999).

III.3 Bacterias

Las enfermedades bacterianas constituyen un conjunto considerable en la patología de los peces (Kinkelin *et al.*, 1991). Concretamente en el caso de la de anguila, siete especies acaparan prácticamente la totalidad de los casos registrados de enfermedades provocadas por bacterias. Desde un punto de vista fisiológico estas especies pueden ser separadas en dos grupos claramente diferenciados: anaerobios estrictos y anaerobios facultativos. Dentro del primero nos encontramos con un representante de la familia Cytophagaceae (*Flexibacter columnaris* –sin.: *Flavobacterium columnare*–) y con dos representantes de la familia Pseudomonadaceae (*Pseudomonas fluorescens* y *P. anguilliseptica*). Con respecto al segundo, la única familia representada (Enterobacteriaceae) agrupa a *Aeromonas hydrophila*, *Edwardsiella tarda*, *Vibrio anguillarum* (sin.: *Lisnonella anguillarum*) y *Yersinia ruckeri*.

Las enfermedades provocadas por estos organismos son con mucho las más frecuentes y espectaculares. Se caracterizan fundamentalmente por su carácter septicémico con dominante necro-hemorrágico aunque pueden producir infecciones locales. Los primeros aspectos lesionales se manifiestan por la presencia de hemorragias externas que se localizan en puntos preferenciales, tales como la base de inserción de las aletas y la zona perianal. Al mismo tiempo se forman petequias sobre los flancos y en la región cefálica: labios, opérculos y cavidad bucal. La extensión de las hemorragias al conjunto del cuerpo no es rara y explica el apelativo de 'pestes rojas' que se aplica a las aeromoniasis, pseudomoniasis, y más recientemente a la edwardsielosis (Wakabayashi y Egusa, 1972; Møllergaard y Dalsgaard, 1989; Michel *et al.*, 1992; Lönnström *et al.*, 1994; Wiklund y Lönnström, 1994; Berthe *et al.*, 1995). Al mismo tiempo pueden producirse focos necróticos que se caracterizan por la sobreelevación de la piel de tipo flicteno. Estas vesículas, más o menos discretas, se rompen con facilidad evolucionando hacia una ulceración superficial en la vibriosis (tan solo cuando el porcentaje de salinidad se encuentra entre el 3 y el 5 por ciento, Pazos *et al.*, 1993) (Kitao *et al.*, 1983; Egidius, 1987; Larsen *et al.*, 1988; Møllergaard y Dalsgaard, 1989; Myhr *et al.*, 1991), edwardsielosis y pseudomoniasis. En el caso de *F. columnaris*, la infección puede extenderse también a las branquias donde pueden observarse necrosis amarillentas asociadas a sufusiones hemorrágicas (Kinkelin *et al.* 1991; Bernardet, 1998; Shepherd y Bromage, 1999).

Internamente estas enfermedades se caracterizan por infecciones de tipo entérico, que se traducen en la congestión de la parte terminal del tubo digestivo, sobre todo en yersiniosis y aeromoniasis. Asimismo es frecuente observar la presencia de líquido ascítico, resultado de la acumulación ligada al mal funcionamiento circulatorio y renal. Este líquido, seroso y amarillento en su forma inicial, puede tomar un aspecto fibrinoso y hemorrágico si las rupturas son importantes. Las lesiones necróticas evolucionan a menudo en pequeños focos o en el tejido intersticial del riñón, bazo e hígado (Kinkelin *et al.*, 1991; Shepherd y Bromage, 1999).

III.4 Hongos

Las micosis de los peces constituyen ciertamente el aspecto más confuso y el menos explorado de la ictiopatología. Tan solo se conocen una docena de especies cuya posición taxonómica al menos en su mayor parte, es dudosa y arbitraria. En la actualidad, los hongos parásitos de peces se agrupan principalmente dentro de dos grupos: los oomicetos y los hifomicetos. En el primero de los grupos se encuentran englobadas las especies de *Saprolegnia*, un género ubicuo de hongos acuáticos encontrados frecuentemente en piscifactorías (Marking *et al.*, 1994), posiblemente responsables de la mayor parte de infecciones fúngicas registradas en explotaciones de anguilas (Shepherd y Bromage, 1999). Comúnmente son designadas con el nombre de 'algodones', haciendo referencia al aspecto coposo de las formaciones micelares. Los patólogos las clasifican globalmente con el nombre de saprolegniosis, pero el término es poco adecuado ya que por regla general en las infecciones se ven implicados varios géneros (Pickering y Willoughby, 1977; Kinkelin *et al.*, 1991) como *Branquiomycetes* e *Ichthyophonus*.

Las infecciones fúngicas evolucionan generalmente a partir de focos de colonización de los tegumentos o de las mucosas. Parece ser que la instalación y el desarrollo de estos agentes está condicionado por factores de estrés, o por la existencia de heridas iniciales. Los primeros estadios de la infección se manifiestan a simple vista por formaciones algodonosas que pueden variar del blanco al marrón según el número de partículas sedimentarias que estén atrapadas entre los micelios. Las localizaciones más comunes son la piel y las branquias donde pueden formar crecimientos de color blanco en forma de 'cigarro'. Producen lesiones básicamente extensivas por lo que el pez acaba por manifestar signos de agotamiento lo que acelera su muerte (Møllergaard y Dalsgaard, 1989; Kinkelin *et al.*, 1991; Shepherd y Bromage, 1999).

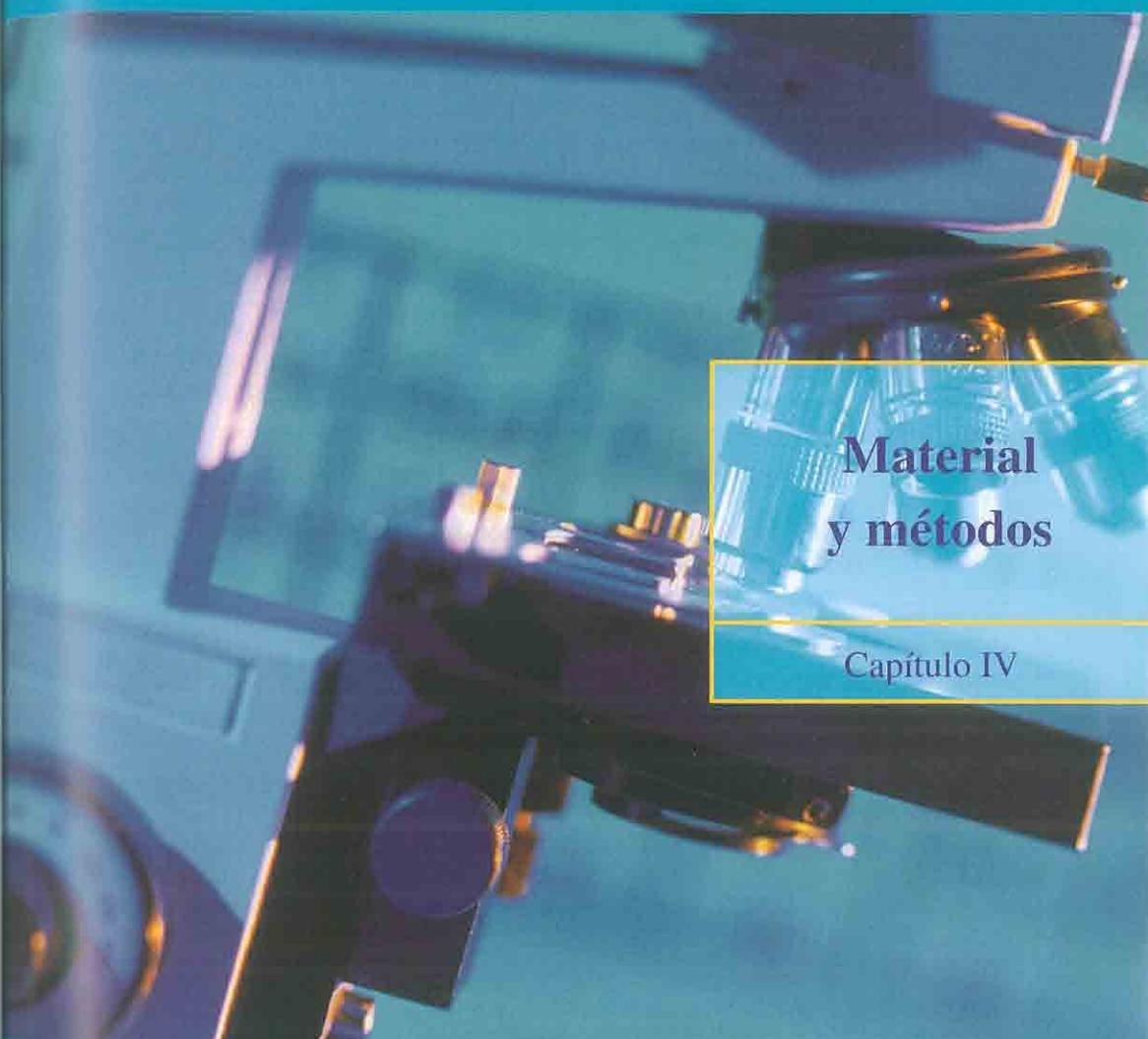
III.5 Parásitos

El parasitismo es un fenómeno frecuente en los peces, sin embargo las enfermedades parasitarias no se manifiestan más que cuando las condiciones del medio ambiente permiten la proliferación del parásito. Es por ello, por lo que salvo raras excepciones (Molnár *et al.*, 1991; Székely, 1994), las parasitosis clínicas son escasas en estado natural mientras que en las explotaciones están muy extendidas (Kinkelin *et al.*, 1991). Desde un punto de vista económico, los parásitos animales más importantes para una explotación intensiva de anguilas pueden agruparse en: Subtipo Sarcostigophora o Rizoflagelados que agrupa a las especies del género *Ichthyobodo* (sin.: *Costia*); Subtipo Sporozoa representado por el género *Eimeria*; Subtipo Ciliophora dentro del cual encontramos a los géneros *Ichthyophthirius* y *Trichodina*; Subtipo Cnidospora caracterizado por los géneros *Myxidium*, *Myxobolus* y *Henneguya*; Tipo Platelminetos que agrupa a *Gyrodactylus* y *Dactylogyrus*; Tipo Nematelminetos en el que se engloba el género *Anguillicola* y finalmente el Tipo Arthropoda donde encontramos los géneros *Ergasilus* y *Argulus*.

Los cuadros clínicos y lesiones macroscópicas más importantes están caracterizadas por afecciones cutáneo-branquiales pruriginosas y deteriorantes que aparecen fundamentalmente en individuos jóvenes, en los que se llega a producir una descamación epidérmica y necrosis tisular que conduce en la mayor parte de los casos a la formación ulcerosa. Esto generalmente provoca la disminución del espesor de la piel, facilitándose así la penetración del agua y la aparición de edemas superficiales. En el origen de estas alteraciones encontramos a *Argulus*, *Ergasilus* y microparásitos como *Ichthyophthirius* y *Trichodina* (Kinkelin *et al.*, 1991; Loboda-Cunha y Azevedo, 1993; Shepherd y Bromage, 1999).

Las enfermedades respiratorias también pueden ser provocadas por parásitos externos con tropismo branquial. Las branquioparasitosis externas tienen una sintomatología de tendencia irritativa con secreción de moco y necrosis de las laminillas branquiales. Entre los parásitos branquiales más peligrosos figuran *Ichthyobodo*, *Ichthyophthirius*, *Dactylogyrus*, *Gyrodactylus* y *Ergasilus*. Las afecciones respiratorias quísticas son el resultado de microsporidiosis y, sobre todo, de mixozoos. Los más frecuentes son *Myxobolus*, *Henneguya* y *Myxidium* (Kent *et al.*, 1993). Por regla general, éstas se manifiestan en animales adultos por la presencia de quistes de color blanco que miden varios milímetros y presentan una forma esférica u oval (Roberts, 1981; Mellergaard y Dalsgaard, 1989; Kinkelin *et al.*, 1991; Shepherd y Bromage, 1999).

Entre las afecciones de tipo digestivo cabe destacar las provocadas por *Eimeria*, caracterizadas por enteritis fatales (Roberts, 1981), *Anguillicola* cuya instalación en el hospedador origina una aguda peritonitis, inflamación de la vejiga natatoria y por tanto un aumento significativo de la cavidad abdominal (Mellergaard y Dalsgaard, 1989; Székely *et al.*, 1991), y *Myxidium* que se asocia a enfermedades renales proliferativas (**PKD**) (Clifton-Hadley *et al.*, 1984; MacConnell *et al.*, 1989).

A photograph of a microscope, viewed from a low angle, set against a blue background. The microscope is the central focus, with its objective lenses and eyepiece visible. The lighting is dramatic, highlighting the metallic and glass components.

Material y métodos

Capítulo IV

IV. MATERIAL Y MÉTODOS

IV.1 Bases de conocimiento del dominio

La base de conocimiento del dominio constituye la memoria permanente del sistema en la que se encuentra recogida toda la información que, junto con los datos proporcionados por el usuario, necesita el sistema para obtener sus conclusiones. Esto no significa que esta base de datos sea estática o permanente, ya que puede ser modificada continuamente como consecuencia del aumento o cambio de la información existente sobre el dominio.

La información contenida en la base de datos ha sido extraída de dos fuentes principales (Haddawy *et al.*, 1994; Kahn *et al.*, 1997):

- a) publicaciones especializadas (libros y revistas) (Roberts, 1981; Clifton-Hadley *et al.*, 1984; MacConnell *et al.*, 1989; Mellergaard y Dalsgaard, 1989; Kinkelin *et al.*, 1991; Kentala *et al.*, 1996; Shepherd y Bromage, 1999, entre otros), y
- b) los registros históricos de parámetros físico-químicos, biológicos y de producción (Hidrorecursos S.A.: período 1997-2000).

CUADRO IV.1

Distribución de la información codificada en la base de Conocimiento del Dominio Principal (CDP) para aquellas estructuras sintácticas que funcionan normalmente como adjetivos dentro de la oración

ADJ	Pt ₁	Pt ₂	Pt ₃	...	Pt _n
Roj-	1	1	0	-	1
Grand-	1	0	1	-	0
Inflama-	0	0	1	-	0
...	-	-	-	-	-
Irrita-	1	1	0	-	1

En la primera fila se representan las distintas patologías reconocidas por el sistema (Pt). En la primera columna se muestran a modo de ejemplo algunos de los adjetivos que podemos encontrar relacionados con dichas patologías.

Fuente: Elaboración propia.

Para dar flexibilidad y potencia de cálculo al sistema la base de conocimiento se ha dividido en dos, atendiendo básicamente a la distinta naturaleza de

la información codificada. En una de ellas, que llamaremos base de Conocimiento del Dominio Principal (CDP), se recoge la información extraída de las publicaciones especializadas y de los casos reales acaecidos en la planta. En ésta se han establecido mediante unos y ceros las relaciones existentes entre las distintas patologías que el sistema es capaz de reconocer, con estructuras o etiquetas sintácticas (Van Diest *et al.*, 1994) (cuadro IV.1), lo que facilita la detección de la información relevante introducida por el usuario, el proceso de búsqueda secuencial y la formación de la Red de Transición Aumentada (RTA). Para la organización del léxico usado para el análisis, se lleva a cabo una adaptación de la aproximación léxica (Steffens, 1994) mediante la aplicación de un diccionario estructurado jerárquicamente. Por tanto, tan solo se acumulan las formas canónicas de las palabras, asignándoles las figuras sintácticas mediante su acumulación en distintas bases de datos (Winiwarter, 2000). Así, la CDP ha sido dividida en seis subbases denominadas: **SUJ, VER, OD, ADJ, CCL** y **CCM**. De esta forma se consigue una eliminación de ambigüedad mediante la separación de términos en diferentes significados (Losee, 2001). El criterio de asignación de los términos a cada una de las subbases ha sido la función sintáctica típica (sujeto, verbo, objeto directo, adjetivo, complemento circunstancial de lugar y modo) que los autores y técnicos que describen las patologías y los síntomas/lesiones asociados han asignado a dichos términos.

CUADRO IV.2 Distribución de la información codificada en la base de Conocimiento del Dominio Secundaria (CDS)

Fecha	Tanque A4	Tanque B2	Tanque C12	...	Tanque G14
13/01/1998	7.2	8.3	6.5	...	7.0
14/01/1998	8.6	8.9	7.0	...	6.5
15/01/1998	9.0	9.9	6.8	...	6.7
16/01/1998	7.9	9.8	6.5	...	7.0
...
20/05/1999	6.9	10.0	6.3	...	6.8
21/05/1999	7.8	12.0	5.6	...	10.0
22/05/1999	7.0	10.2	7.1	...	9.6

A modo de ejemplo se muestran los registros de O₂ disuelto (mg/l) en distintas fechas para cuatro tanques

Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, tenemos la base de Conocimiento del Dominio Secundaria (CDS) (cuadro IV.2) que está constituida por los registros históricos recogidos en la planta. De la misma forma, la **CDS** se encuentra dividida

en tantas subbases como parámetros son medidos en la explotación: O₂ disuelto (mg/l), temperatura del agua (°C), pH, NH₃ (mg/l), NO₃⁻ (mg/l), NO₂⁻ (mg/l), tipo de pienso suministrado (marca y grosor), cantidad de pienso suministrado (kg/tanque), incremento de biomasa (por ciento biomasa/día), factor de conversión o **FCR** esperado y mortalidad (individuos muertos/día).

IV.2 El motor de inferencia

El motor de inferencia de un sistema experto es el auténtico cerebro del sistema, permitiendo la obtención de conclusiones a través de la gestión y control, de forma lógica, de todo el proceso relacionado con el manejo y utilización eficiente de la información incorporada a la base de conocimiento y los datos aportados por el usuario.

En el Sistema Experto de Diagnóstico de Patologías para Anguilas (SEDPA), el motor de inferencia consta de cuatro partes claramente diferenciadas: a) un analizador morfológico-sintáctico a través del cual se construye la Red de Transición Aumentada (RTA), b) un controlador borroso que asigna niveles de creencia individuales a cada una de las patologías seleccionadas, c) un módulo de propagación de la incertidumbre basado en la teoría de Dempster-Shafer, y d) una rutina del test estadístico Chi-cuadrado (χ^2) modificado que es utilizado como elemento separador de los grupos patológicos con mayor aportación a la creencia global.

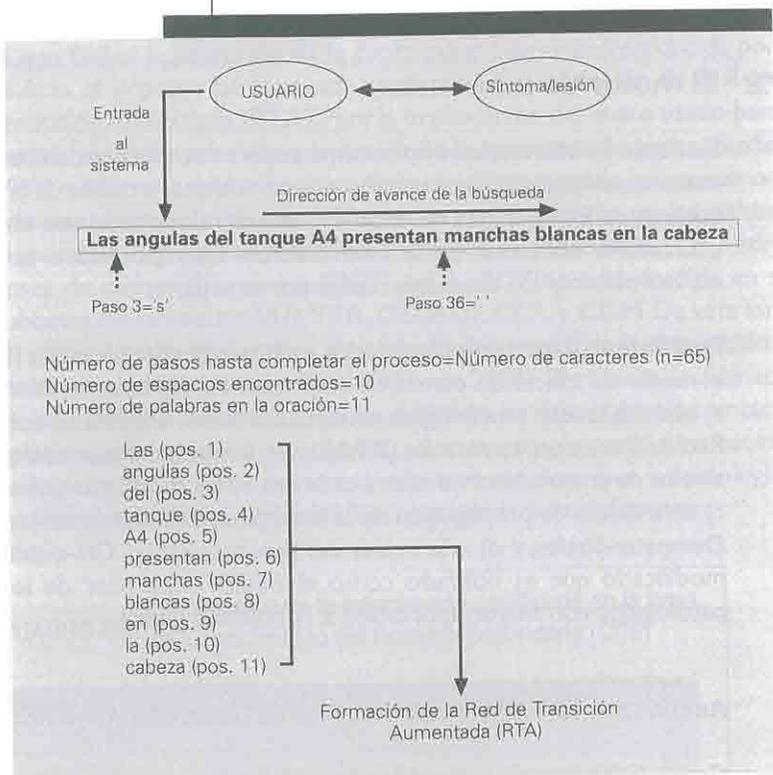
Análisis morfológico-sintáctico. Red de Transición Aumentada (RTA)

Como ya se comentó en el apartado I.1, un sistema experto que esté bien diseñado debe poder ser utilizado por un usuario inexperto. Siguiendo esta premisa se ha dotado al sistema de un módulo de extracción de información a partir de datos con estructura de 'lenguaje natural'. De esta forma, las entradas al sistema son del tipo: 'Las angulas del tanque A4 presentan manchas blancas en la cabeza'. Para convertir esta oración lineal de entrada en una estructura jerárquica en la que se relacionen cada una de las unidades de la oración con su significado, es necesario llevar a cabo un preprocesamiento de la información introducida conocido como análisis morfológico-sintáctico.

El primer paso del análisis morfológico-sintáctico consiste en la separación física de cada componente (palabra-etiqueta) de la oración. Para ello, una rutina examina uno a uno todos los caracteres que la componen, determinando la posición de los espacios en blanco comprendidos entre

ESQUEMA IV.1

Representación de una entrada tipo llevada a cabo por parte de un usuario que ha detectado un síntoma en el tanque A4, así como el funcionamiento del algoritmo que permite realizar el análisis morfológico



En el ejemplo se muestra el resultado de la búsqueda del algoritmo en el paso 3 (s) y 36 (") así como la determinación de la posición de cada palabra dentro de la oración. Después de la finalización de este proceso se hace una llamada a la subrutina que permite la formación de la Red de Transición Aumentada (RTA).

Fuente: Elaboración propia.

la primera letra (en el ejemplo: 'L') y el punto final, detectándose de esta forma el número total de palabras (en el ejemplo 11) y la posición que ocupa cada una de ellas dentro de la oración (esquema IV.1). Seguidamente se procede a llevar a cabo el análisis sintáctico mediante la formación de una **RTA**. **RTA** es un procedimiento de análisis sintáctico descendente

que permite incorporar al sistema varias clases de conocimientos de forma que pueda funcionar eficientemente. Debido a la temprana utilización de **RTAs** (Woods, 1973), este mecanismo se ha usado en varios sistemas de comprensión del lenguaje (De Carolis et al., 1996). Una **RTA** es similar a una máquina de estados finitos en la que se ha ampliado el tipo de etiquetas que se pueden asociar a los arcos que definen las transiciones (Rich y Knight, 1994; Cazorla-Quevedo et al., 1999). Los arcos pueden etiquetarse como: categorías de palabras como DETERMINANTE o NOMBRE y llamadas a rutinas que reconozcan componentes importantes de la oración como el significado de 'A4'.

Así la formación de la **RTA** asociada al ejemplo anterior se llevaría a cabo de la siguiente forma:

1. Comprobar si la primera palabra-etiqueta es igual a 'NO' (La comprobación no tiene éxito, por lo que se hace una llamada a la subrutina SINTAGMA NOMINAL).
2. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'Las' es un determinante (La comprobación tiene éxito, por lo que el registro DETERMINANTE se pone en DEFINIDO).
3. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'angulas' es un nombre (La comprobación tiene éxito, por lo que el registro SUJETO se pone en DEFINIDO).
4. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'del' es un verbo (La comprobación no tiene éxito por lo que se hace una llamada a la subrutina QUETANQUE).
5. Comprobar si 'del' presenta una estructura del tipo 'A1,A2,...,G13, G14' (La comprobación no tiene éxito).
6. Comprobar si 'tanque' presenta una estructura del tipo 'A1, A2,...,G13, G14' (La comprobación no tiene éxito).
7. Comprobar si 'A4' presenta una estructura del tipo 'A1,A2,...,G13, G14' (La comprobación tiene éxito por lo que el registro QUETANQUE se pone en DEFINIDO).
8. Parcialmente se devuelve [SINTAGMA NOMINAL(angulas(A4))]
9. Hacer una llamada a la subrutina SINTAGMA VERBAL.

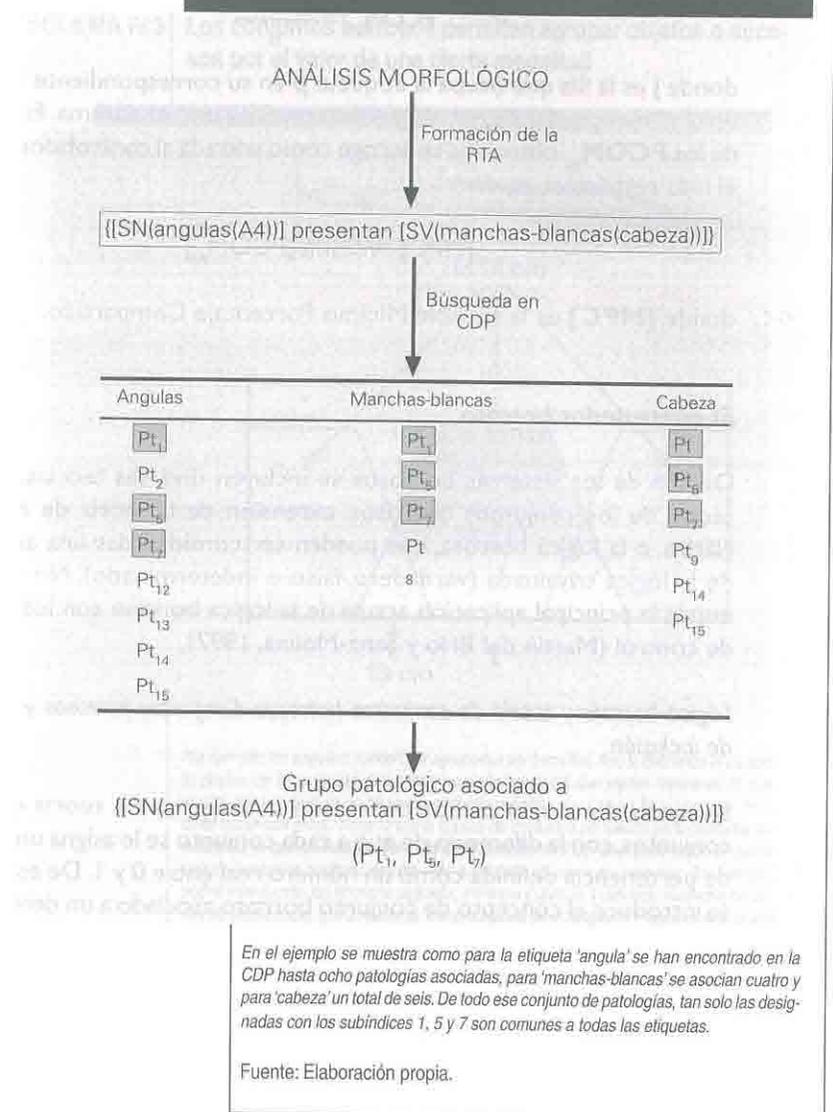
10. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'presentan' es un verbo (*La comprobación tiene éxito por lo que el registro VERBO se pone en DEFINIDO*).
11. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'manchas' es un nombre que no hace referencia a una localización (*La comprobación tiene éxito por lo que el registro OBJETO DIRECTO se pone en DEFINIDO*).
12. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'blancas' es un adjetivo (*La comprobación tiene éxito por lo que el registro ADJETIVO se pone en DEFINIDO*).
13. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'en' es una preposición (*La comprobación tiene éxito*).
14. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'la' es un determinante (*La comprobación tiene éxito*).
15. Hacer una comprobación de categorías para ver si 'cabeza' es un nombre que hace referencia a una localización (*La comprobación tiene éxito por lo que el registro COMPLEMENTO CIRCUNSTANCIAL DE LUGAR se pone en DEFINIDO*).
16. Parcialmente se devuelve: [SINTAGMA VERBAL(manchas-blancas(cabeza))]
17. Estado final del análisis y formación de la **RTA**:

{[SN(angulas(A4))] presentan [SV(manchas-blancas(cabeza))]}

Una vez asignada la **RTA** se procede a determinar las asociaciones establecidas en cada una de las subbases de Conocimiento del Dominio Principal entre las etiquetas sintácticas y las distintas patologías codificadas. Tras la introducción del síntoma/lesión obtenemos, por tanto, el número de patologías asociadas a cada una de las etiquetas sintácticas. Cotejando aquellas patologías que son comunes a todas la etiquetas, es decir, siguiendo el concepto de consistencia (Fatma et al., 1993) por el que los candidatos del diagnóstico son aquellos que no entran en conflicto con los datos, obtenemos el grupo de patologías que se relaciona con la **RTA** recién formada (esquema IV.2).

ESQUEMA IV.2

Búsqueda de las patologías comunes a todas las etiquetas sintácticas tras el análisis morfológico y la formación de la RTA



Paralelamente a este proceso se obtiene el valor de la variable 'porcentaje compartido' ($PCOM_{p,i}$) para las p etiquetas e i subbases de **CDP**, es decir:

$$PCOM_{p,i} = \frac{\sum_{j=1}^n P_{t_{p,i,j}}}{n} \quad (1)$$

donde j es la fila que ocupa la etiqueta p en su correspondiente **CDP** y n es el número total de patologías reconocidas por el sistema. Finalmente de los $PCOM_{p,i}$ obtenidos se escoge como entrada al controlador borroso el más restrictivo, es decir:

$$[MPC] = \text{Mínimo}[PCOM_{p,i}] \quad (2)$$

donde **[MPC]** es la variable Mínimo Porcentaje Compartido.

El controlador borroso

Dentro de los sistemas borrosos se incluyen diversas teorías, como la teoría de los conjuntos borrosos, extensión de la teoría de conjuntos clásica, o la lógica borrosa, que pueden ser consideradas una ampliación de la lógica trivaluada (verdadero, falso e indeterminado). No obstante, quizás la principal aplicación actual de la lógica borrosa son los sistemas de control (Martín del Brío y Sanz-Molina, 1997).

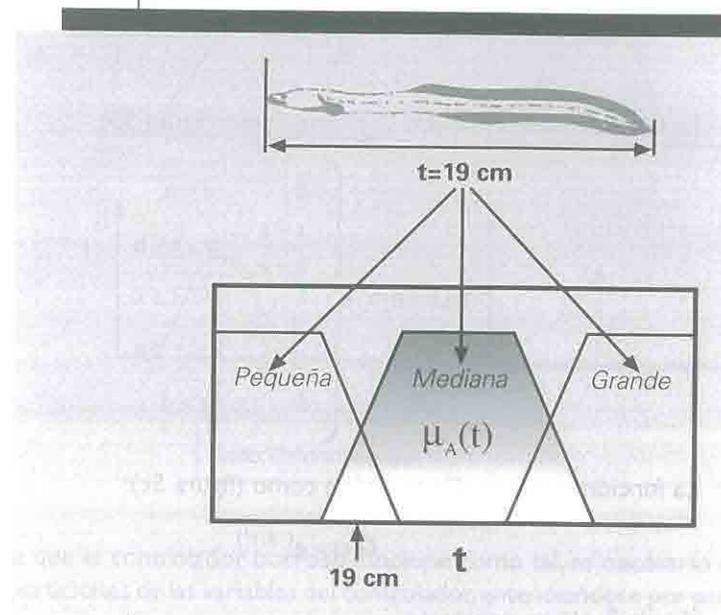
Lógica borrosa y teoría de conjuntos borrosos. Conjuntos borrosos y funciones de inclusión

La teoría de conjuntos borrosos tiene su origen en la teoría clásica de conjuntos, con la diferencia de que a cada conjunto se le asigna una función de pertenencia definida como un número real entre 0 y 1. De esta forma, se introduce el concepto de conjunto borroso asociado a un determinado valor lingüístico, definido por una palabra, adjetivo o etiqueta lingüística. En nuestro caso, la etiqueta lingüística a la que vamos a asociar los conjuntos borrosos es la variable **[MPC]** y la frecuencia de aparición de las distintas patologías (**[FA]**).

Para cada conjunto borroso se define una función de pertenencia $m_A(t)$, que determina el grado en que la variable t está incluida en el concepto representado por la etiqueta **A** (Hilera y Martínez, 1995; Martín del Brío y Sanz-Molina, 1997) (esquema IV.3). Para la definición de estas funciones de pertenencia se utilizan convencionalmente familias de formas estándar.

De entre todas las posibles (para más detalles Martín del Brío y Sanz-Molina, 1997) **SEDPA** es capaz de trabajar con las formas básicas triangular, trapezoidal, gausiana y singleton.

ESQUEMA IV.3 Los conjuntos borrosos permiten agrupar objetos o sucesos por el valor de una cierta magnitud



Por ejemplo, las anguilas pueden ser agrupadas por tamaños. Así, si definimos el conjunto clásico de las anguilas de tamaño pequeño como las que miden menos de 20 cm, resulta que una anguila de 19 cm es pequeña mientras que una de 21 cm no lo es. Esta descripción que proporciona la teoría clásica de conjuntos no resulta perfectamente satisfactoria ya que los tamaños tan solo se diferencian en 2 cm. Una descripción en términos de conjuntos borrosos resulta más adecuada en casos de este tipo. Por ejemplo, podría introducirse los términos pequeña, mediana y grande, y definirse mediante funciones de pertenencia, que al variar de forma continua en el rango 0 a 1 nos indicaría si una anguila es pequeña, pequeña tirando a mediana, claramente grande, etc.

Fuente: Elaboración propia.

La función triangular (**T**) puede definirse como (figura 5a):

$$T(t;a,b,c) = \begin{cases} 0 & t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & a \leq t \leq b \\ \frac{c-t}{c-b} & b \leq t \leq c \\ 0 & t > c \end{cases} \quad (3)$$

La función trapezoidal (**D**) se define como (figura 5b):

$$D(t;a,b,c,d) = \begin{cases} 0 & t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & a \leq t \leq b \\ 1 & b \leq t \leq c \\ \frac{d-t}{d-c} & c \leq t \leq d \\ 0 & t > d \end{cases} \quad (4)$$

La función gaussiana (**G**) se define como (figura 5c):

$$G(t) = e^{-\lambda t^2} \quad (5)$$

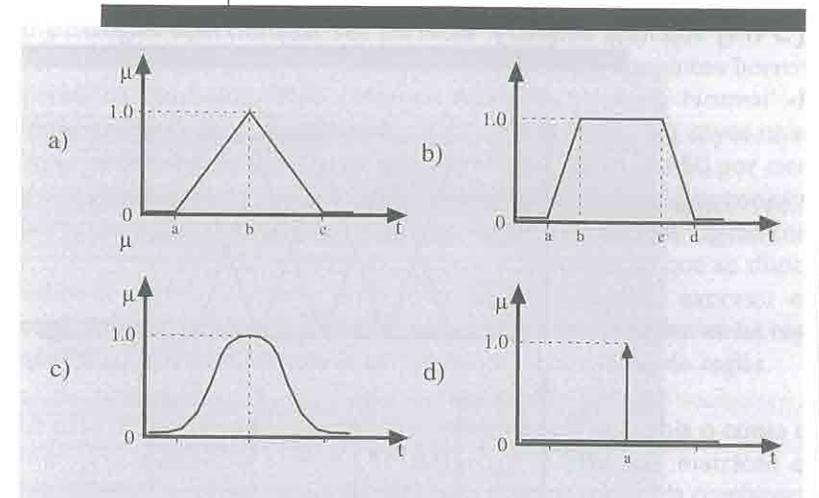
donde λ es una constante.

Finalmente, la función singleton (**S**) (gráfico IV.1) obtiene el valor 1 para un punto a y cero para el resto, es decir:

$$S(t) = \begin{cases} 1 & t = a \\ 0 & t \neq a \end{cases} \quad (6)$$

GRÁFICO IV.1

a) Función de pertenencia de tipo triangular (T); b) función de pertenencia de tipo trapezoidal (D); c) función de pertenencia de tipo gaussiana (G) y d) función de tipo singleton (S)

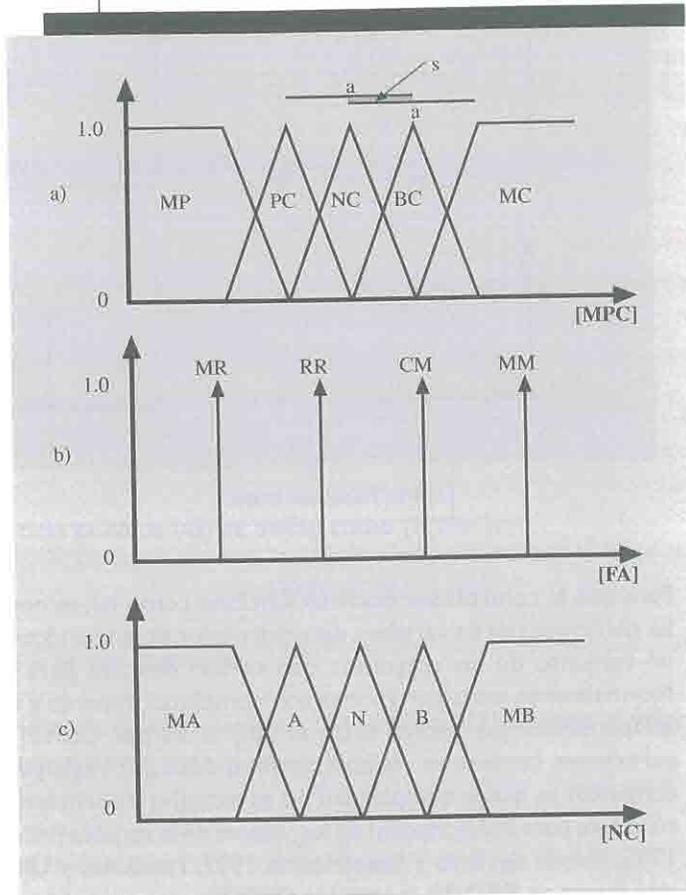


Fuente: Elaboración propia.

Para que el controlador borroso funcione como tal, es necesario definir las particiones de las variables del controlador; entendiéndose por partición un conjunto de los conjuntos que se han definido para la variable **A**. Normalmente estas particiones son completas, impares y con niveles de solapamiento que oscilan entre el 20 y el 50 por ciento. El número de particiones también es variable, empleándose por regla general de 3 a 7 conjuntos ya que la complejidad no es excesiva y permiten una precisión suficiente para la descripción de los valores de la variable (Hilera y Martínez, 1995; Martín del Brío y Sanz-Molina, 1997; Tsoukalas y Uhrig, 1997). De esta forma en **SEDPA**, la variable **[MPC]** se ha particionado como 'Muy Poco Compartido' (**MP**), 'Poco Compartido' (**PC**), 'Normalmente compartido' (**NC**), 'Bastante Compartido' (**BC**) y 'Muy Compartido' (**MC**), pudiéndose elegir la forma geométrica del conjunto (triangular, trapezoidal o gaussiano) y establecer un total de hasta 40 niveles distintos de solapamiento entre conjuntos al poder variar éste entre el 10 por ciento y el 50 por ciento (gráfico IV.2 (a)). Por otra parte, la variable **[FA]** se ha asociado a un conjunto de tipo singleton con cuatro particiones: 'Muy Rara' (**MR**), 'Rara' (**RR**), 'Común' (**CM**) y 'Muy Común' (**MM**) (gráfico IV.2 (b)).

GRÁFICO IV.2

a) Partición de la variable de entrada [MPC] en cinco conjuntos borrosos de tipo triangular. b) Partición de la variable de entrada [FA] en cuatro conjuntos de tipo singleton. c) Partición de la variable de salida [NC] en cinco conjuntos borrosos de tipo triangular



a) 'Muy Poco Compartido' (MP), 'Poco Compartido' (PC), 'Normalmente Compartido' (NC), 'Bastante Compartido' (BC) y 'Muy Compartido' (MC). Asimismo se muestra el nivel solapamiento ($s=0.5$ a ó 50 %) de los cinco conjuntos; b) 'Muy Rara' (MR), 'Rara' (RR), 'Común' (CM) y 'Muy común' (MM), y c) 'creencia Muy Alta' (MA), 'creencia Alta' (A), 'creencia Normal' (N), 'creencia Baja' (B) y 'creencia Muy Baja' (MB)

Fuente: Elaboración propia.

Reglas de inferencia borrosa y Memoria Asociativa Borrosa (MAB). Asignación de niveles de creencia individuales y globales

Las reglas borrosas permiten la combinación de uno o más conjuntos borrosos de entrada ([MPC] y [FA]) a los cuales se asocia un conjunto borroso de salida, que en nuestro caso es la creencia de que la patología o patologías seleccionadas sea correcta [CR]. Al igual que [MPC], la variable de salida [CR] se ha particionado en cinco conjuntos borrosos ('creencia Muy Alta' -MA-, 'creencia Alta' -A-, 'creencia Normal' -N-, 'creencia Baja' -B- y 'creencia Muy Baja' -MB-) (figura 6c) cuyos niveles de solapamiento pueden variar entre el 10 por ciento y el 50 por ciento y con geometrías de tipo triangular, trapezoidal o gaussiana. Los conjuntos borrosos de entrada se relacionan a través de expresiones lógicas como y, o, etc. Estas reglas permiten expresar el conocimiento que se dispone sobre la relación existente entre entradas y salidas. Para expresar este conocimiento de forma completa se necesitan generalmente varias reglas que en su conjunto forman lo que se conoce como base de reglas.

La base de reglas se puede representar bien como una tabla o como una memoria asociativa borrosa (MAB). Las MABs son matrices que representan la consecuencia de cada regla definida para cada combinación de dos entradas y permiten realizar una clara representación gráfica de las relaciones existentes entre dos variables lingüísticas de entrada y la variable lingüística de salida. Para ello requieren que se indiquen explícitamente todas las reglas que se pueden formar con estas dos variables de entrada.

Formalmente, una base de reglas borrosas es un conjunto de reglas $R^{(L)}$ de la forma:

$$R^{(L)} : \text{SI } I_1 \text{ es } H_1^L \text{ y } \dots \text{ y } I_n \text{ es } H_n^L \text{ ENTONCES } f \text{ es } K^L \quad (7)$$

donde $H_1^L \dots H_n^L$ y K^L son conjuntos borrosos y $I=(I_1 \dots I_n)$ y f son variables lingüísticas.

SEDPA en este caso puede trabajar con MABs que no estén incluidas como código en la fuente de control del programa. Esto significa que la MAB puede ser cargada independientemente desde el exterior del programa facilitando de esta forma la expresión del conocimiento de distintos expertos y, por tanto, obtenerse resultados distintos en función de la MAB cargada. Concretamente, la versión inicial de SEDPA cuenta con tres MABs distintas construidas por otros tantos expertos (gráfico IV.3). Ya que una MAB representa el conocimiento de un experto y la

percepción que tiene éste sobre el dominio de trabajo, la comparación de las memorias asociativas nos puede permitir detectar *a priori* si van a existir diferencias significativas en los diagnósticos. El análisis puede ser abordado como un problema de distribución geográfica de poblaciones, debido a que la creencia así como su posición dentro de la matriz presenta una influencia definitiva sobre las conclusiones finales del sistema. De esta forma, se ha diseñado un test que es sensible a las diferencias de distribución de las creencias contenidas en las **MABs**.

El test propuesto está basado en una generalización bivalente del test no paramétrico de Cramér-von Mises (Conover, 1980; Syrjala, 1996). La hipótesis nula del test supone que a lo largo de la matriz, la distribución normalizada de las creencias es la misma, mientras que la hipótesis alternativa supone que hay diferencias significativas en dicha distribución. Para construir el test en primer lugar se debe asumir que éste es independiente del nivel medio de creencia, por lo que se lleva a cabo la normalización de las creencias observadas dividiendo cada creencia por la suma de todas las creencias contenidas en la matriz, para lo cual se asigna a cada creencia un valor (MA=5; A=4; N=3; B=2; MB=1). De esta forma (8) define las creencias observadas normalizadas, donde $d_i(x_j, y_k)$ es el valor asignado a la creencia asociada a los conjuntos borrosos de entrada x_j e y_k en la memoria asociativa i .

$$\gamma_i(x_j, y_k) = \frac{d_i(x_j, y_k)}{D_i} \quad D_i = \sum_{v_j, v_k} d_i(x_j, y_k) \quad (8)$$

El valor de la función de distribución acumulada $\Gamma_i(x_j, y_k)$ para el elemento (x_j, y_k) en la matriz i es la suma de las creencias normalizadas $\gamma_i(x, y)$, cuya localización (x, y) es tal que $x \leq x_j$ e $y \leq y_k$:

$$\Gamma_i(x_j, y_k) = \sum_{v_x \leq x_j, v_y \leq y_k} \gamma_i(x, y) \quad (9)$$

Según Cramér-von Mises, el estadístico del test (Ψ) es la diferencia al cuadrado entre las dos funciones de distribución acumuladas:

$$\Psi = \sum_{v_x, v_y} [\Gamma_h(x_j, y_k) - \Gamma_i(x_j, y_k)]^2 \quad (10)$$

Ya que el estadístico Ψ es variable en función de la posición a partir de la cual se genera la función de distribución acumulada $\Gamma_i(x_j, y_k)$, es necesario

GRÁFICO IV.3

Memorias Asociativas Borrosas (MABs) con las que cuenta la versión original de SEDPA

		Mínimo Porcentaje Compartido MPC					
		MP	PC	NC	BC	MC	
Frecuencia de Aparición (FA)	MR	MA	A	N	B	MB	Visser MAB
	RR	A	N	B	B	B	
	CM	A	N	N	A	A	
	MM	MA	A	A	MA	MA	
		MP	PC	NC	BC	MC	
Frecuencia de Aparición (FA)	MR	MA	A	N	B	MB	Sole MAB
	RR	MA	N	B	MB	MB	
	CM	MA	N	B	MB	MB	
	MM	MA	N	B	MB	MB	
		MP	PC	NC	BC	MC	
Frecuencia de Aparición (FA)	MR	MA	A	B	MB	MB	Carlos MAB
	RR	MA	MA	N	B	MB	
	CM	MA	A	N	N	A	
	MM	MA	MA	N	MA	MA	

Cada MAB presenta una doble entrada; por una parte se encuentra el 'Mínimo Porcentaje Compartido' ([MPC]) que hace referencia a como de común es el síntoma/lesión introducido al sistema, y por otra se encuentra la 'Frecuencia de Aparición' ([FA]) de la/s patología/s seleccionada/s en función de dicho síntoma/lesión. La combinación de [MPC] y [FA] nos aporta 'la creencia' ([CR]) de que la/s patología/s seleccionada/s sean correctas. Por ejemplo, en la Visser-MAB para un [MPC]=BC (esto es, un síntoma/lesión Bastante Compartido entre todas las patologías posibles) y una patología con una [FA]=RR (es decir, una patología cuya frecuencia de aparición es Rara), obtendremos una [CR]=B (la creencia de que esa patología sea correcta es Baja). Obsérvese además que en función de la MAB seleccionada, las salidas serán distintas para unas mismas entradas.

Fuente: Elaboración propia.

introducir una modificación que considere el cálculo del estadístico Ψ a partir del valor promedio de los Ψ_c correspondientes a cada una de las cuatro esquinas de la memoria asociativa (Zimmerman, 1993):

$$\Psi = \frac{1}{4} \cdot \sum_{c=1}^4 \Psi_c \quad (11)$$

El nivel de significación del estadístico Ψ puede ser determinado usando la metodología propuesta por Edgington (1980). Bajo la hipótesis nula, para una localización en la memoria asociativa (x_p, y_k) la creencia acumulada $\gamma_i(x_p, y_k)$, siendo $i=1, 2$, debe ser la misma. Así para un grupo de datos K , la distribución del estadístico puede ser construida mediante el cálculo del valor del estadístico para los 2^K pares de permutaciones del grupo de datos, de tal forma que, el valor de p_α será la proporción de veces que el estadístico recalculado Ψ_r ha sido mayor o igual que el observado Ψ . Debido a que el número de permutaciones a realizar puede llegar a ser inabordable en la práctica (para una matriz con 25 datos: $2^{25} > 33 \cdot 10^6$ permutaciones) es posible utilizar una aproximación a la metodología propuesta por Edgington (1980), mediante el cálculo del estadístico para un número lo suficientemente elevado de permutaciones elegidas al azar. Según Syrjala (1996) el número de permutaciones debe ser aproximadamente igual a mil. De esta forma el nivel de significación se calcula como:

$$p_\alpha = \frac{\text{Número veces que } \Psi_r > \Psi}{1000} \quad (12)$$

Una vez establecida la base de reglas es necesario definir lo que se conoce como dispositivo de inferencia borrosa, que permite la interpretación de las reglas SI...ENTONCES con el fin de obtener los valores de salida a partir de los valores actuales de las variables lingüísticas de entrada al sistema. El método de obtención del valor de salida ha sido la regla del mínimo:

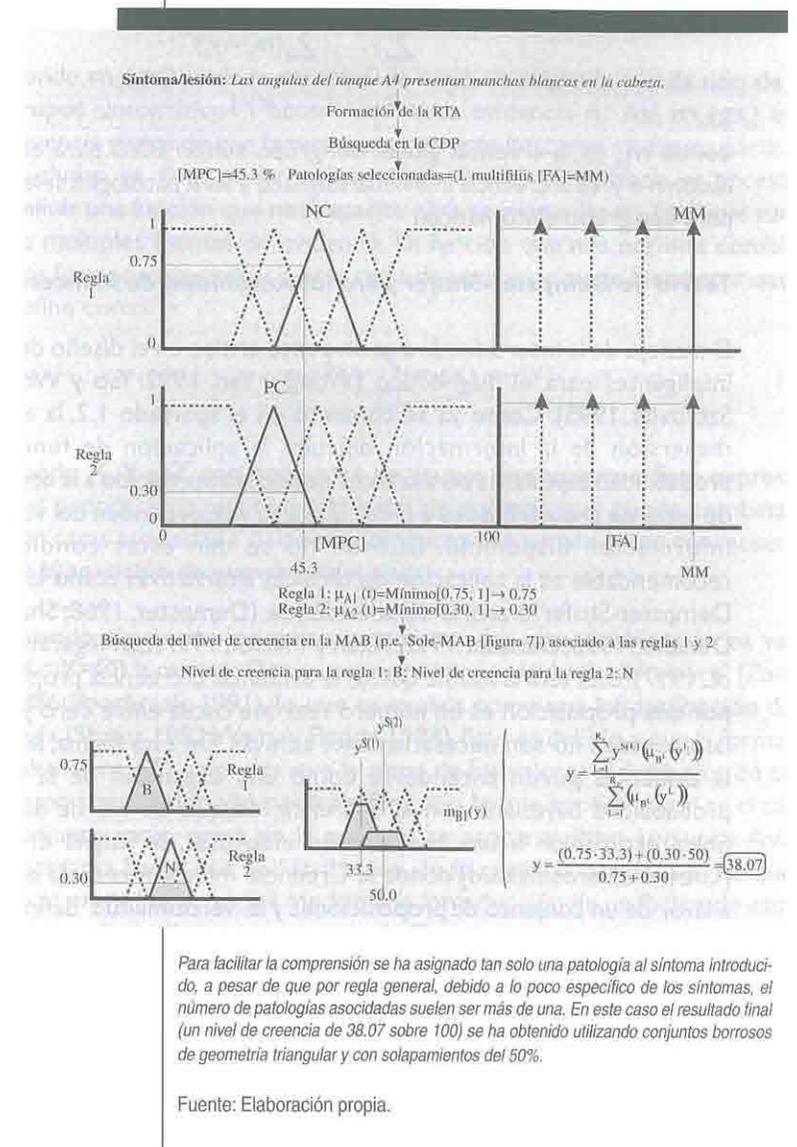
$$\mu_{A \rightarrow B}(t, y) = \text{Mínimo}[\mu_A(t), \mu_B(y)] \quad (13)$$

donde $A \rightarrow B$ significa lo mismo que (7). Del mismo modo, también necesitamos una función que nos permita transformar un conjunto borroso, es decir, la salida del dispositivo de inferencia borrosa, en un valor no borroso. Para ello la función o desborrosificador utilizado ha sido la media de centros que se define como:

$$y = \frac{\sum_{L=1}^{R_c} y^{S(L)} (\mu_{B^L}(y^L))}{\sum_{L=1}^{R_c} (\mu_{B^L}(y^L))} \quad (14)$$

donde y es el valor no borroso de salida, R_c es el número de reglas de la base de reglas satisfechas, $y^{S(L)}$ representa el centro del conjunto borroso de salida y $\mu_{B^L}(y^L)$ viene definido según (13). El desarrollo completo de un ejemplo de lo anteriormente expuesto se muestra en el gráfico IV.4.

GRÁFICO IV.4 Ejemplo en el que se muestra el proceso a través del cual es posible asignar niveles de creencia a patologías seleccionadas a partir de un síntoma/lesión



Para un síntoma/lesión determinado, este proceso se repite tantas veces como número de patologías se hayan seleccionado para dicho síntoma/lesión, ya que para un mismo síntoma/lesión pueden encontrarse relacionadas más de una patología. De esta forma obtenemos lo que denominamos como grupo sintomático (**gs**) asociado a un síntoma/lesión ($gs = \{Pt_1, Pt_2, \dots, Pt_k\}$). El nivel de creencia global del grupo sintomático es el valor promedio de los niveles de creencia individuales de las patologías que lo componen. De esta forma:

$$m_n = \frac{\sum_{i=1}^k y_i}{k} \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (m_n - y_i)^2}{k-1}} \quad (15)$$

donde m_n es la creencia global del grupo sintomático para el síntoma/lesión **n** e y_i es la creencia individual asignada a las **k** patologías seleccionadas para ese grupo sintomático.

Teoría de Dempster-Shafer para la transmisión de la incertidumbre

El manejo de la incertidumbre es un punto crítico en el diseño de sistemas inteligentes para el diagnóstico (Wong y Yao, 1992; Yao y Wong, 1994; Szolovits, 1995). Como ya se comentó en el apartado 1.2, la ausencia o dispersión de la información dificulta la aplicación de funciones de probabilidad bayesianas para la toma de decisiones, debido a la dependencia de éstas de probabilidades *a priori*, que a su vez, dependen del volumen de información disponible. Cuando no se dan estas condiciones lo recomendable es la aplicación de técnicas alternativas como la teoría de Dempster-Shafer o teoría de la evidencia (Dempster, 1968; Shafer, 1976; Denæux, 1995; Denæux 1997; Fixen y Mahler, 1997; Le Hégarat-Masclé et al., 1997). Esta teoría asume que: a) la evidencia o creencia proporcionada por una proposición es un número real que oscila entre cero y uno, y b) las creencias no son necesariamente aditivas. De esta forma, la teoría de la evidencia puede entenderse como una extensión de la teoría de probabilidad bayesiana con la diferencia de que en vez de asignar una única estimación a una proposición individual, se asigna el intervalo [Creencia, Verosimilitud] donde la 'Creencia' mide la fuerza de la evidencia a favor de un conjunto de proposiciones y la 'Verosimilitud' definida como:

$$\text{Verosimilitud}(gs) = 1 - \text{Creencia}(\neg gs) \quad (16)$$

mide el alcance con que la evidencia a favor de $\neg gs$ deja espacio para la creencia en **gs** (Rich y Knight, 1994).

Al igual que en la teoría de Bayes, es necesario definir un universo de hipótesis mutuamente excluyentes o marco de discernimiento (Θ) que en nuestro caso queda delimitado por las **n** patologías que el sistema es capaz de reconocer. Por otra parte, la función que permite la asignación de niveles de creencia es la función **m** de densidad de probabilidades que se define no sólo para los elementos de Θ , sino para todos sus subconjuntos de tal forma que:

$$\sum_{gs_i} m_n(gs_i) = 1 \quad (17)$$

donde $m_n(gs_i)$ mide la cantidad de creencia asignada a cada uno de los grupos sintomáticos **i** obtenidos tras la evidencia **n**. Así, $m_n(gs_i)$ es la creencia global de que la respuesta correcta descansa en alguna parte del conjunto **gs**. Para poder utilizar estos niveles de creencia es necesario definir una función que nos capacite para combinar las $m_n(gs)$ que surjan de múltiples fuentes de evidencia. La función que nos permite combinar dos funciones de creencia es la regla de combinación de Dempster que se define como:

$$m_3(Z) = \sum_{X \cap Y = Z} m_1(X) \cdot m_2(Y) \quad (18)$$

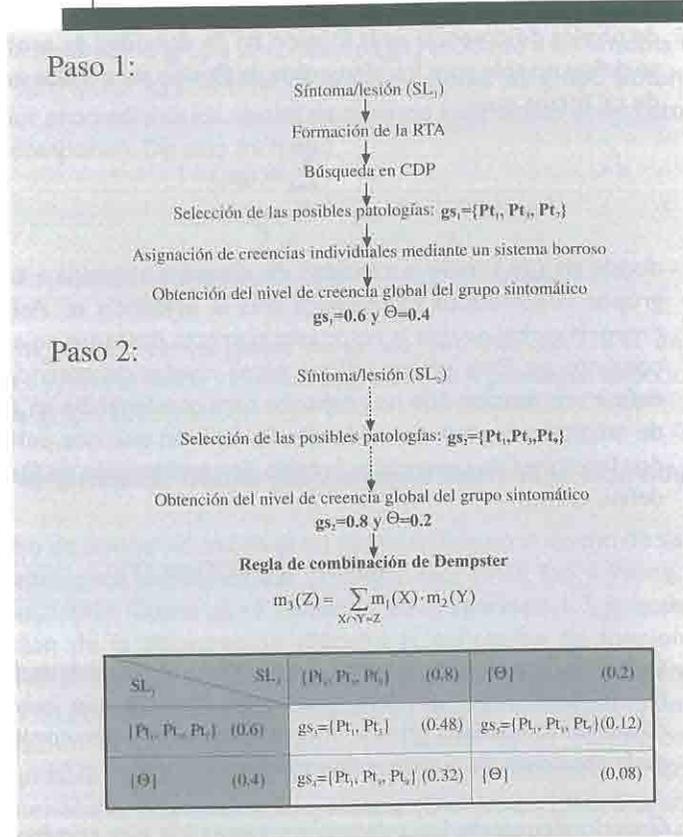
donde **X**, **Y** y **Z** son conjuntos de grupos sintomáticos. Esta expresión nos proporciona una nueva función de creencia que puede combinarse con otras asociadas a grupos sintomáticos que surgen como consecuencia de la aparición de nuevas evidencias.

Cuando alguno de los subconjuntos creados por combinación es vacío ($X \cap Y = \emptyset$) la regla de Dempster proporciona resultados 'intuitivos' (Zadeh, 1986; Voorbraak, 1991), lo que se explica como una infrutilización de la regla (Shafer, 1982; Weiru y Bundy, 1994). Esto es debido a que la forma de calcular $m_3(Z)$ garantiza que la suma de los valores individuales de cada grupo sintomático agrupado en **Z** es uno, lo que implica que si se crea un conjunto vacío, parte de la creencia se asocia a dicho conjunto. Así, es necesario hacer una redistribución de la creencia asociada al conjunto vacío entre los no vacíos mediante la introducción de un factor de escala. De esta forma la nueva creencia de **Z** sería:

$$m_3(Z) = \frac{\sum_{X \cap Y = Z} m_1(X) \cdot m_2(Y)}{1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X) \cdot m_2(Y)} \quad (19)$$

GRÁFICO IV.5

Ejemplo en el que se muestra la metodología utilizada para la transmisión de la incertidumbre

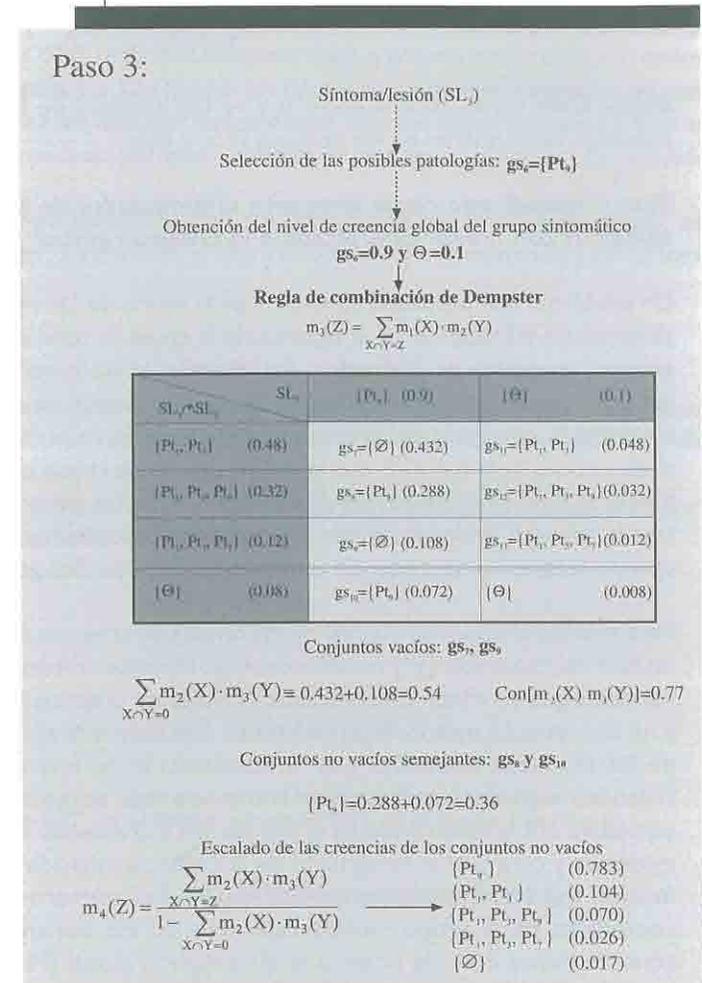


El paso 1 se puede desglosar en seis etapas, a través de las cuales llegamos a obtener un nivel de creencia global asociado a un grupo sintomático (gs₁) a partir de un síntoma/lesión (SL₁) introducido por el usuario. El paso 2 es igual al paso 1, con la diferencia de que el síntoma/lesión (SL₂) introducido por el usuario es distinto al anterior por lo que obtiene un segundo grupo sintomático (gs₂). Tras el paso 2 tenemos por tanto dos fuentes de evidencia que debemos combinar para obtener grupos sintomáticos en cuyos niveles de creencia estén recogidas ambas. Este proceso se lleva a cabo mediante la regla de combinación de Dempster. De los resultados obtenidos se deduce que el grupo sintomático con un nivel de creencia mayor es el compuesto por las patologías Pt₁ y Pt₂ (gs₃=0.48). Las flechas punteadas indican la existencia de las mismas etapas que en el paso 1.

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO IV.6

Tras la introducción del último síntoma/lesión (SL), y por combinación con los grupos anteriores a través de la regla de Dempster, se produce la aparición de grupos sintomáticos vacíos (gs₇ y gs₉), lo que se explica como la aparición de conflicto entre los síntomas introducidos, por lo que se procede a escalar las creencias asignadas a los grupos no vacíos en función de la suma de creencias asignadas a grupos vacíos.



Fuente: Elaboración propia.

donde:

$$\sum_{X \cap Y = 0} m_1(X) \cdot m_2(Y) \quad (20)$$

es la creencia asociada al conjunto vacío. Shafer (1976) y Murphy (1998) definen este fenómeno como conflicto de evidencia (**Con**) que puede ser medido como:

$$\text{Con}[m_1(X), m_2(Y)] = \text{Ln} \left(\frac{1}{1 - \sum_{X \cap Y = 0} m_1(X) \cdot m_2(Y)} \right) \quad (21)$$

donde **Con** toma valores entre 0 y ∞ . Un ejemplo de la metodología expuesta se muestran en los gráficos IV.5 y IV.6.

Test χ^2 modificado como elemento diferenciador de los grupos patológicos con mayor aportación a la creencia global

Un problema que plantea la aplicación de la teoría de Dempster-Shafer en sistemas de diagnóstico es el reparto de la creencia total entre todos los grupos sintomáticos formados. Así, cuando el número de evidencias encontradas es grande y la información que contienen se encuentra muy solapada, la respuesta del sistema puede ser un gran número de grupos sintomáticos distintos a los que se asigna niveles de creencia bajos. De esta forma un nivel de creencia de 0.6 asignado a un grupo entre un total de dos tras la primera evidencia, puede ser significativamente menos importante que 0.3 tras la cuarta evidencia teniendo un total de diez grupos.

Para resaltar la importancia real de los niveles de creencia se ha empleado un test chi-cuadrado (χ^2) modificado, que consiste en considerar que las variables que se tratan de contrastar (niveles de creencia) son continuas y no discretas. La metodología se basa en tres aspectos: a) la comparación de las creencias obtenidas tras la introducción de una evidencia y las creencias asignadas a cada grupo si la creencia total se repartiase de forma equitativa entre todos ellos; b) el cálculo del incremento de χ^2 entre una evidencia y otra y, c) el reescalado de la creencia asignada a un grupo en función del incremento porcentual de χ^2 y el número de patologías contenidas en el grupo, siendo cada uno de los sumandos de χ^2 las contribuciones de cada grupo a la discrepancia global (Martín-Andrés y Luna del Castillo, 1994). Es decir, dado un par de evidencias **i, j** siendo **j=i+1** podemos definir el incremento porcentual de chi-cuadrado ($\Delta\chi^2$) como:

$$\Delta\chi^2 = 100 - \left(\frac{\sum_{\Delta g} \frac{(O_g(i) - E_g(i))^2}{E_g(i)}}{\sum_{\Delta k} \frac{(O_k(j) - E_k(j))^2}{E_k(j)}} \right) \cdot 100 \quad (22)$$

$$E_g(i) = \frac{100}{g} \quad \text{y} \quad E_k(j) = \frac{100}{k} \quad (23)$$

donde $O_g(i)$ son las creencias originales en tanto por ciento asignadas a través de la regla de Dempster a los **g** grupos sintomáticos creados tras la evidencia **i** y $O_k(j)$ son las creencias originales asignadas en tanto por ciento a los **k** grupos sintomáticos creados tras la evidencia **j**. Este escalado será aplicado siempre y cuando el test sea significativo ($p_\alpha < 0.05$).

Una vez calculado $\Delta\chi^2$ podemos establecer el nuevo valor escalado [$m_i^*(gs_k)$] para cada grupo establecido por la evidencia **j**, de tal forma que:

$$m_i^*(gs_k) = \left[(1 - m_i(gs_k)) \cdot \left(\frac{\Delta\chi^2}{L_k} \cdot 0.01 \right) \right] + m_i(gs_k) \quad (24)$$

donde $m_i(gs_k)$ es la creencia original asignada al grupo **k** tras la evidencia **j** y L_k es el número de patologías que compone el grupo sintomático **k** (gráfico IV.7).

Para este nuevo valor de creencia los límites de confianza al 95 por ciento quedan definidos como:

$$LC_s = \frac{m_i^*(gs_k)}{(100 - m_i^*(gs_k) + 1) \cdot F_s + m_i^*(gs_k)} \quad (25)$$

$$LC_i = \frac{(m_i^*(gs_k) + 1) \cdot F_i}{(100 - m_i^*(gs_k) + (m_i^*(gs_k) + 1) \cdot F_i)} \quad (26)$$

donde LC_s es el límite superior, LC_i es el límite inferior, y:

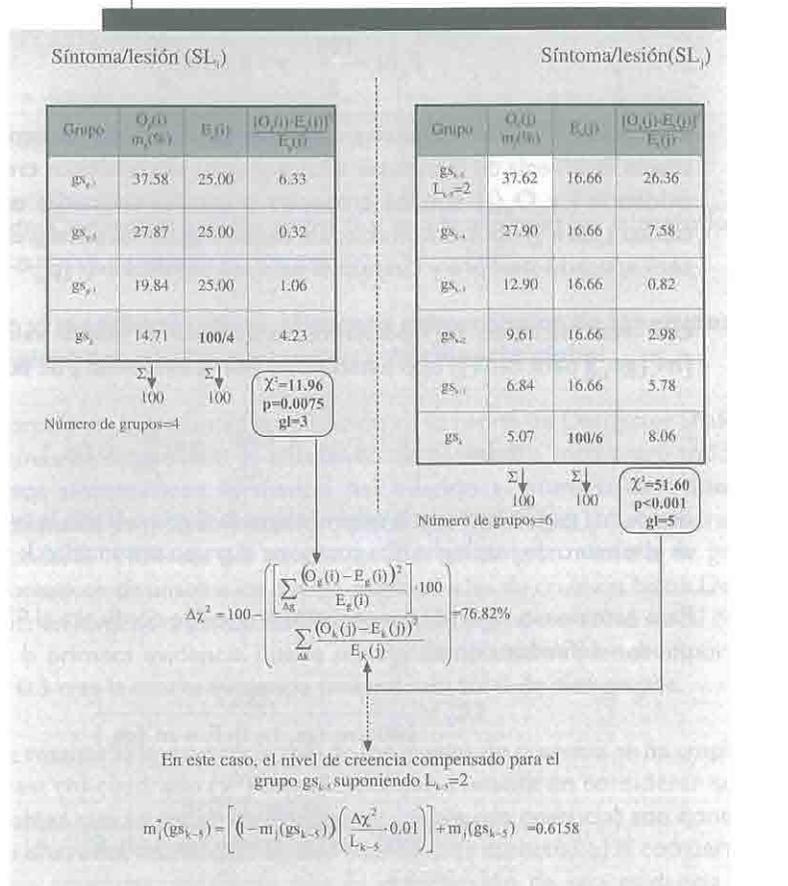
$$F_s = F_{\alpha/2} [2 \cdot (100 - m_i^*(gs_k) + 1); 2 \cdot m_i^*(gs_k)] \quad (27)$$

$$F_i = F_{\alpha/2} [2 \cdot (m_i^*(gs_k) + 1); 2 \cdot (100 - m_i^*(gs_k))] \quad (28)$$

donde $F_{\alpha/2}$ es el valor de la **F** de Snedecor para los grados de libertad especificados (Martín-Andrés y Luna del Castillo, 1994).

GRÁFICO IV.7

Una vez aplicada la regla de Dempster y obtenidas las creencias de todos los grupos se procede a reescalar las creencias en función de la evidencia total introducida y del número de patologías que compone cada grupo



E_{g(i)} y E_{k(j)} representan las creencias (expresadas en tanto por ciento) asignadas a cada grupo si la creencia global se repartiese de forma equitativa entre todos los grupos obtenidos tras la evidencia i y j, respectivamente. Para facilitar la comprensión del proceso, el cálculo del nivel de creencia compensado que se muestra en el ejemplo se ha llevado a cabo tan solo para el grupo sintomático gs₁ obtenido tras la introducción del síntoma/lesión (SL₁). De esta forma, si originalmente el nivel de creencia para el grupo gs₁ es de 0.3762 (37.62% de la creencia total), teniendo en cuenta el incremento de chi-cuadrado éste es equivalente a 0.6158.

Fuente: Elaboración propia.

IV.3 Subsistema explicativo

La capacidad de brindar explicaciones es una cualidad importante que facilita la plena aceptación de los sistemas expertos por parte de los usuarios. Debido a ello, empieza a ser frecuente que sistemas expertos de alto nivel incluyan, como una utilidad más, un subsistema que le permite al usuario obtener una justificación adecuada del razonamiento seguido por el motor de inferencia (Amador-Hidalgo, 1996; De Carolis et al., 1996). Sin embargo hasta el momento, en la mayoría de los sistemas el subsistema explicativo no existe o sólo ofrece un nivel de explicación para la persona que lo diseña o para un experto en el dominio. En estos casos el dispositivo de justificación es una simple traza del proceso de resolución y razonamiento que se ha seguido hasta el momento en el que el usuario requiere la información.

En **SEDPA** el subsistema explicativo está constituido por dos módulos independientes. El primero de ellos establece el ¿por qué? determinadas patologías han sido favorecidas o perjudicadas durante el proceso de valoración. Esto es posible gracias a la existencia de un grupo de reglas **(A-A)** del tipo SI...ENTONCES que establecen si los datos incluidos en la Base de Conocimiento del Dominio Secundaria **(CDS)** soportan la aparición de unas patologías u otras (apartado IV.6). Cada una de esas reglas está asociada a una breve explicación que justifica la regla. Por otra parte, una vez restringido el rango de posibles patologías es posible determinar cuales son las posibles medidas correctoras (¿qué hacer?) y como llevarlas a cabo (¿cómo hacerlo?) (esquema II.1). El primer bloque de información se suministra a través de una ventana hipertexto (Jimison et al., 1992; Firriolo et al., 1996) que permite además la visualización de fotografías tipo para facilitar la identificación. El segundo bloque requiere nuevamente la información contenida en la **CDS** (tamaño medio, número de individuos, tratamientos previos y determinadas variables ambientales dependiendo de la patología) para poder establecer los fármacos a aplicar durante el tratamiento así como las dosis adecuadas.

IV.4 Subsistema de sugerencia o motor proposicional

En algunas ocasiones el proceso de diagnóstico puede verse interrumpido lo que supone la obtención de conclusiones poco satisfactorias. Esto puede ser debido a que el usuario no tenga la experiencia necesaria para extraer la información contenida en las muestras o bien que, a pesar de que el usuario sea un experto, no se observen aparentemente otros síntomas/

lesiones que puedan ser aportados al sistema. Para paliar dentro de lo posible este fenómeno, **SEDPA** incorpora un subsistema que llegado el diagnóstico a este punto puede proporcionar una guía que el usuario opcionalmente puede seguir. Esta guía se traduce en dos tipos de preguntas que el sistema puede hacer al usuario: ¿Se observa algún síntoma/lesión localizado en....? ó ¿Se observa el síntoma/lesión....?. Es decir, el sistema aprovecha la información introducida hasta el momento construyendo dos matrices CD_{sel} (cuya dimensión es: Número de filas en $CD \times n+1$) y CCL_{sel} (cuya dimensión es: Número de filas en $CCL \times n+1$) para las n patologías seleccionadas tras el último síntoma introducido. De ambas matrices podemos obtener los lugares que son susceptibles de presentar algún síntoma/lesión, así como los síntomas/lesiones que de forma más restrictiva se asocian con una patología en concreto. Así, para un grupo sintomático compuesto por n patologías, siendo $n>1$, la propuesta del sistema tras la introducción de un determinado síntoma será:

Si la matriz seleccionada es CD_{sel} : ¿Se observa el síntoma/lesión $cd_{i,0}$?

$$\text{sí y sólo sí } \sum_{j=1}^n ccl_{i,j} = 1 \quad (29)$$

donde $cd_{i,0}$ es la etiqueta sintáctica correspondiente a la fila i de la matriz CD_{sel} y $cd_{i,j}$ para $j>0$ es el valor (0 ó 1) que asocia la etiqueta $cd_{i,0}$ con la patología j .

Si la matriz seleccionada es CCL_{sel} : ¿Se observa algún síntoma/lesión localizado en $ccl_{i,0}$?

$$\text{sí y sólo sí } \sum_{j=1}^n ccl_{i,j} = 1 \quad (30)$$

donde $ccl_{i,0}$ es la etiqueta sintáctica correspondiente a la fila i de la matriz CCL_{sel} y $ccl_{i,j}$ para $j>0$ es el valor (0 ó 1) que asocia la etiqueta $ccl_{i,0}$ con la patología j .

Frente a este tipo de pregunta, el usuario puede responder SI o NO, teniendo en cuenta que sólo cuando se cumple (31) la respuesta aportada por el usuario es totalmente eliminatoria:

$$\sum_{h=1}^{nt} cd_{i,h} = 1 \Rightarrow \sum_{j=1}^n cd_{i,j} = 1 \quad \text{ó} \quad \sum_{h=1}^{nt} ccl_{i,h} = 1 \Rightarrow \sum_{j=1}^n ccl_{i,j} = 1 \quad (31)$$

siendo nt el total de patologías reconocidas por el sistema. Esto quiere decir que cuando la asociación entre una etiqueta lingüística y el total de patologías es única y, a su vez, es encontrada por el subsistema proposicional, la respuesta proporcionada por el usuario se traduce en eliminar todas las patologías del grupo sintomático, excepto aquella que se encuentra asociada a la etiqueta lingüística cuando la respuesta del usuario es SI, o se elimina dicha patología si la respuesta es NO. Sin embargo, si se cumple (32) la respuesta no es totalmente eliminatoria por lo que hay que establecer un factor de impacto de la respuesta sobre las creencias individuales del grupo sintomático. Ya que la importancia de la respuesta depende de lo común que sea la etiqueta lingüística entre todas las patologías podemos definir el factor de impacto con (33):

$$\sum_{j=1}^n cd_{i,j} = 1 \quad \text{y} \quad \sum_{h=1}^{nt} cd_{i,h} = s \quad \text{ó} \quad \sum_{j=1}^n ccl_{i,j} = 1 \quad \text{y} \quad \sum_{h=1}^{nt} ccl_{i,h} = r \quad (32)$$

$$\text{factor de impacto} = 100 - \left(\frac{s}{nt} \cdot 100 \right) \quad \text{ó} \quad 100 - \left(\frac{r}{nt} \cdot 100 \right) \quad (33)$$

siendo $1 < s \leq (nt-n-1)$ y $1 < r \leq (nt-n-1)$.

IV.5 Subsistema de aprendizaje

En la creación de cualquier sistema experto resulta ser de gran importancia el proceso mediante el cual se transfiere la experiencia desde el experto humano al programa. En infinidad de sistemas expertos el módulo de adquisición de conocimiento suele presentarse, por regla general, como una herramienta segregada de la interfaz del experto (Pesonen *et al.*, 1994; Kentala *et al.*, 1995; Firriolo *et al.*, 1996; Ivandic *et al.*, 1996; Nguyen *et al.*, 1996; Kahn *et al.*, 1997; Ohayon *et al.*, 1997). Resulta incuestionable el hecho de que disponer de un buen módulo de adquisición facilita de manera considerable la modificación y actualización de las bases de conocimiento. Con la utilización de este módulo es posible la creación y posterior edición de la base de conocimiento, además de poder efectuar una supervisión continuada de la sintaxis incorporada a las unidades en las que se ha estructurado el conocimiento (Amador-Hidalgo, 1996).

El subsistema de aprendizaje de **SEDPA** tiene básicamente dos propósitos:

- encontrar a través del módulo de interpretación de lenguaje natural términos que no se encuentren recogidos en las bases de conocimiento del dominio principal, y
- la posibilidad de actualizar las bases de datos frente a la aparición de nuevas enfermedades que sean susceptibles de afectar a la producción de anguilas o la modificación de los parámetros que definen a las ya existentes.

El primero de los casos se lleva a cabo en el momento de la introducción de los síntomas/lesiones y la formación de la **RTA**. Cuando no es posible situar sintácticamente alguna de las palabras detectadas tras el análisis morfológico, el sistema pregunta al usuario si la palabra en cuestión es nueva, si presenta algún error gramatical o si es sinónimo de alguna ya conocida. En este último caso, el programa presenta un listado de posibles sinónimos que ocupan la misma posición sintáctica dentro de la oración. Cuando lo que se pretende es aumentar o disminuir la base de datos existente, **SEDPA** dispone de un método sencillo para poder introducir el conocimiento en la base, es decir, todas las reglas, hechos y relaciones existentes entre los mismos.

IV.6 Valoración del diagnóstico

Como ya se comentó en el apartado IV.3, una herramienta más con la que cuenta **SEDPA** para establecer con precisión el diagnóstico es el análisis de los datos contenidos en la base de conocimiento del dominio secundaria (**CDS**). Así, cualquier diagnóstico con un nivel de creencia alto que se establezca a través de los datos suministrados por el usuario, puede tener una valoración baja debido a que las características físico-químicas que hacen posible la aparición en la explotación del agente o agentes causantes de la enfermedad no se cumplen según la **CDS** o al menos los datos no se encuentran disponibles en ésta.

En **SEDPA** la valoración del diagnóstico responde a un esquema de funcionamiento similar al de otros sistemas expertos tales como **GOLDFINDER** (Hawkes, 1992). Así cada condición de aparición de la enfermedad se asocia a una puntuación, de tal forma que se compara la puntuación máxima ($PT_{Máxima}$) que podría alcanzar la enfermedad si se cumpliesen todas las condiciones de aparición con la suma de la puntuación asociada a todas la condiciones de aparición satisfechas ($PT_{Satisfecha}$):

$$PT = \frac{\sum PT_{Satisfecha}}{PT_{Máxima}} \cdot 100 \quad (34)$$

Esta puntuación está relacionada con una escala de valoración y se trata de la misma forma que durante el proceso de asignación de creencias individuales (apartado IV.2.2.1). Por tanto, dependiendo del valor de **PT** la valoración podrá pertenecer a una única categoría o a varias en un determinado porcentaje. Las categorías establecidas son: Muy Prometedora, Prometedora, Especulativa, Muy Especulativa y Nada Prometedora.

IV.7 Validación del sistema

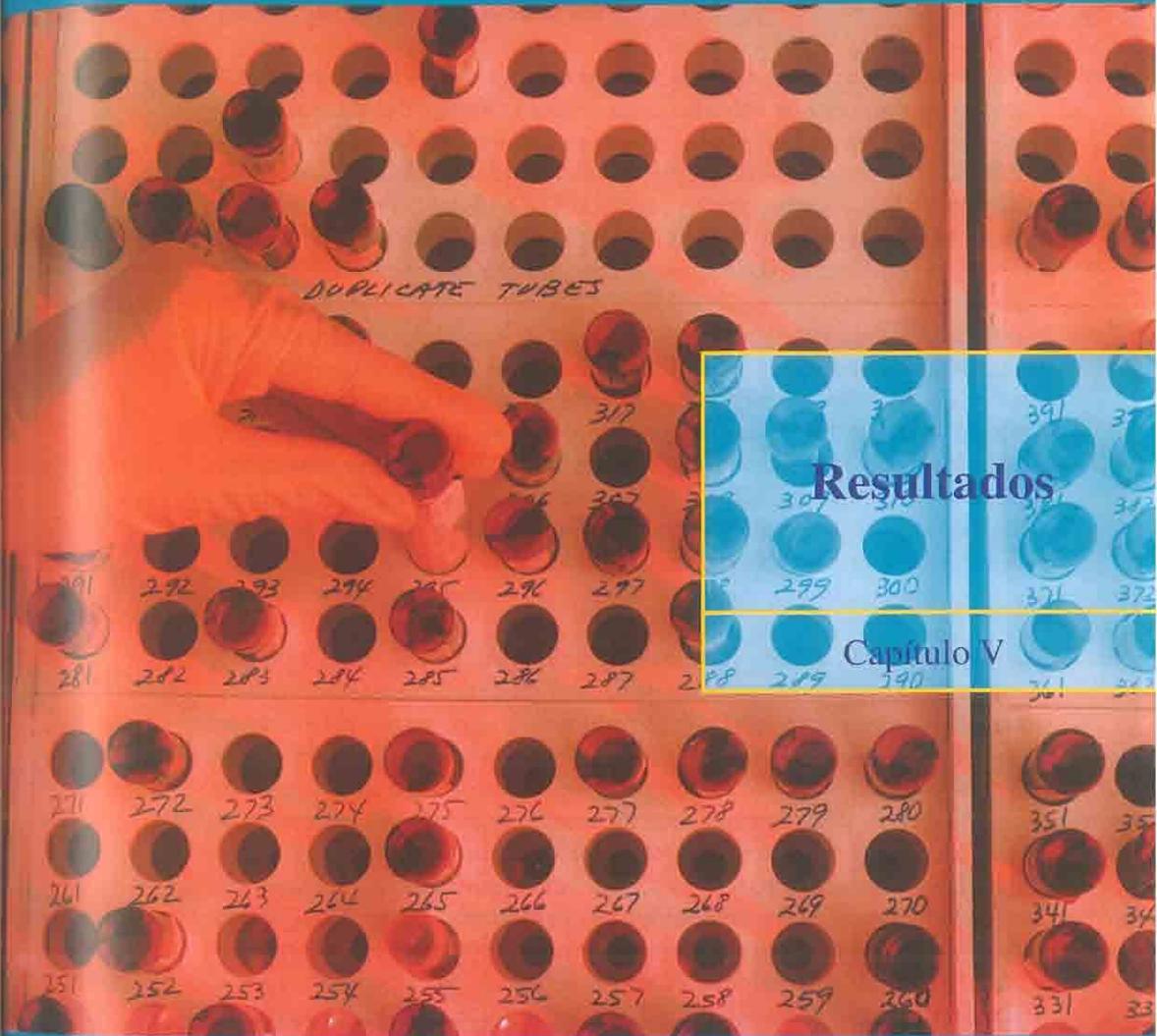
Un requerimiento básico para la aceptación por parte de los especialistas de un sistema de diagnóstico clínico es que el sistema sea capaz de proporcionar un grupo de posibles patologías con probabilidades altas sobre las que el usuario pueda elegir en función de su propia experiencia (Molino *et al.*, 1996). Se ha seguido esta estrategia en la validación del sistema, de tal forma que se asume como condición de fiabilidad que la patología establecida como causante del problema se encuentre entre las seleccionadas como compatibles.

De acuerdo con tal estrategia, las conclusiones del sistema han sido clasificadas como incorrectas cuando la patología de referencia o 'estándar oro' (Wyatt y Spiegelhalter, 1990; Van Diest *et al.*, 1994) fue omitida mientras todas las hipótesis seleccionadas como compatibles fueron aceptadas como fiables, correctas cuando el 'estándar oro' se encontraba incluida entre las patologías seleccionadas por el sistema en el grupo sintomático con el nivel de creencia más alto, y aproximadas cuando el 'estándar oro' fue englobada en grupos sintomáticos creados tras la última evidencia pero con niveles de creencia inferiores. Para determinar el poder de discriminación del sistema en los dos niveles de aceptación se ha empleado la tasa de acierto (**TA**) (Molino *et al.*, 1996) definida como:

$$TA = \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} C_i \quad (35)$$

donde N_c es el número casos presentados al sistema y C_i es el número de respuestas aportadas por el sistema que coinciden con el 'estándar oro' j (Turing, 1950; Cohen, 1968; Firriolo *et al.*, 1996; Ohayon *et al.*, 1997).

Un paso esencial en la validación de un sistema experto es la correcta elección del número de casos a utilizar durante la validación. Ya que el objetivo del diseñador del sistema es mostrar que éste alcanzará al menos un determinado umbral de acierto (lo que desde un punto de vista estadístico significa que con un determinado límite de confianza **LC**, una



DUPLICATE TUBES

Resultados

Capítulo V

291	292	293	294	295	296	297	298	299	300	301	302
281	282	283	284	285	286	287	288	289	290	291	292
271	272	273	274	275	276	277	278	279	280	281	282
261	262	263	264	265	266	267	268	269	270	271	272
251	252	253	254	255	256	257	258	259	260	261	262

V. RESULTADOS

V.1 Información contenida en las bases de datos del dominio principal y secundario

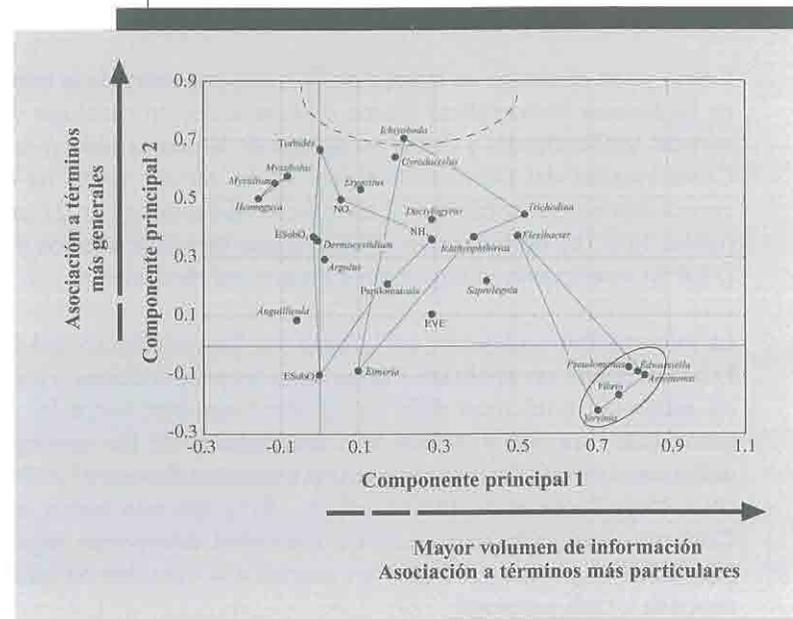
Como ya se comentó en la sección IV.1, una vez extraída la información de las fuentes bibliográficas (libros especializados en patología de peces, revistas especializadas y datos recogidos en la propia planta) la base de Conocimiento del Dominio Principal en su versión inicial ha quedado constituida por un total de 517 términos relacionados con 27 patologías (tablas 1a y 1b), de los cuales el 23.2 % son términos básicos y el resto (76.8 %) se encuentran englobados dentro del diccionario.

La información codificada en la base de Conocimiento del Dominio Principal puede ser analizada evaluando si las proporciones o frecuencias de etiquetas sintácticas difieren significativamente entre las distintas patologías. Para ello y debido a la arquitectura de las matrices puede utilizarse el test de Cochran que es una extensión del test χ^2 de McNemar (Ruiz-Maya-Pérez *et al.*, 1990; StatSoft, 1995). De esta forma, el test de Cochran mostró la existencia de marcadas diferencias significativas ($Q=185.592$, g.l.=26, $p_{\alpha}<0.001$) en cuanto a la cantidad de información asociada a cada patología.

Por otra parte un análisis de componentes principales (PCA) indicó la existencia de un gradiente de volumen y distribución de información que permitió diferenciar grupos de patologías asociadas a etiquetas sintácticas semejantes. Asimismo se pudieron identificar planos de patologías pertenecientes a grupos etiológicos parecidos. Se puede observar como exceptuando a *F. columnaris*, el resto de bacterias se encuentran agrupadas constituyendo el único conjunto de patologías que presenta una correlación significativa con el componente principal 2. Aunque para el resto de patologías (excepto *Ichtyobodo* sp.) las correlaciones no fueron significativas con ninguno de los dos componentes principales, se pudieron establecer planos de asociación para los factores ambientales, protozoarios, myxozoarios, helmintos y artrópodos. Dichos planos se encontraron más o menos solapados indicando la similitud de los términos asociados a todas las patologías, a pesar de que en el componente principal 2 se puede establecer un gradiente sobre el tipo de estructuras sintácticas asociadas a patologías (gráfico V.1).

GRÁFICO V.1

Análisis de componentes principales sobre la totalidad de información contenida en las bases de Conocimiento del Dominio Principal en función del tipo de patología



El óvalo con línea continua indica correlación significativa con el componente principal 2. El semióvalo con línea discontinua indica correlación significativa con el componente principal 1. Los polígonos de línea continua indican planos de patologías pertenecientes al mismo grupo. Las flechas paralelas a los componentes indican gradientes.

Fuente: Elaboración propia.

V.2 Número de casos utilizados para la evaluación

Según la ecuación 36 es necesario establecer *a priori* el nivel de acierto mínimo aceptable F , el nivel de acierto medio deseable F_0 , así como los límites de confianza requeridos (LC) para calcular el número de casos mínimos para evaluar el sistema. El nivel de acierto mínimo aceptable se fijó al 65 %, mientras que el nivel de acierto medio deseable se estableció en un 80 %. De esta forma, para unos límites de confianza del 95 % y aplicando la ecuación 36 se obtiene que el error estándar experimental es del 0.0765. Establecido el error estándar experimental y sustituyéndolo en la ecuación 37 obtenemos que el número mínimo de casos a evaluar es de 27. Así para

evaluar el sistema, se han seleccionado un total de 29 casos, de tal forma que nos aseguramos que los resultados se encuentren dentro de los límites de aceptación. En el cuadro V.1 se detallan cada uno de los 29 casos o 'estándar oro' presentados tanto a SEDPA como a cada uno de los expertos humanos.

CUADRO V.1

Número de casos presentados tanto a los expertos humanos como a SEDPA

Caso	Estándar oro (tipo-genero)	Número de síntomas
1	Virus-EVE	6
2	Virus-EVE	4
3	Bacteria-Vibrio	7
4	Bacteria-Vibrio	3
5	Bacteria-Aeromonas	8
6	Bacteria-Pseudomonas	5
7	Bacteria-Flexibacter	6
8	Bacteria-Edwardsiella	7
9	Bacteria-Yersinia	5
10	Otro-Dermocystidium	4
11	Hongo-Saprolegnia	3
12	Otro-Papilomatosis	2
13	Parásito-Dactylogyrus	4
14	Parásito-Trichodina	3
15	Parásito-Myxidium	4
16	Parásito-Myxobolus	4
17	Parásito-Ichtyobodo	4
18	Parásito-Henneguya	4
19	Parásito-Eimeria	1
20	Parásito-Ergasilus	6
21	Parásito-Argulus	5
22	Parámetro físico-químico-NO ₂	2
23	Parámetro físico-químico-NH ₃	3
24	Parámetro físico-químico-Saturación de O ₂	4
25	Parámetro físico-químico-Subsaturación de O ₂	1
26	Parámetro físico-químico-Turbidez	1
27	Parásito-Gyrodactylus	4
28	Parásito-Ichthyophthirius	3
29	Parásito-Anguillicola	3

Se indica el 'estándar oro' para cada caso así como el número de síntomas dentro de cada caso

Fuente: Elaboración propia.

V.3 Análisis de las respuestas aportadas por los expertos humanos

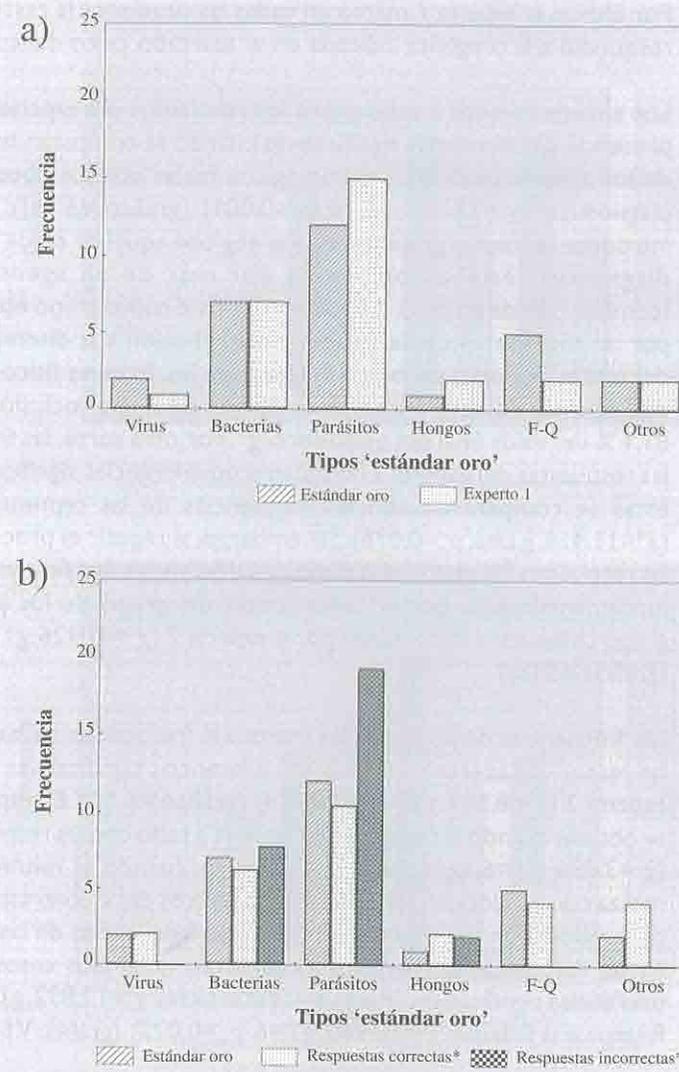
Los resultados indican que la mayor tasa de acierto (86.2 %) es alcanzada por el *experto 2* en el tipo de agente patógeno (virus, bacteria, hongo, parásito, factor físico-químico y otros). Tanto el *experto 1* como el *experto 3* obtuvieron tasas de acierto inferiores a las conseguidas por el *experto 2* (Exp.1=79.3 %; Exp.3=65.5 %). En los tres expertos las tasas de acierto disminuyen significativamente (hasta 45 puntos para el *experto 2*) cuando una vez seleccionado el tipo de agente patógeno se intenta determinar el género y la especie, alcanzándose de esta forma en el mejor de los casos (*experto 1*) tasas de acierto cercanas al 50 %. A pesar de que a los tres expertos se les suministró el mismo tipo de encuestas, la forma de responder fue distinta. Mientras que el *experto 1* en todos los casos llevó a cabo una respuesta concreta, incluso en aquellos casos en los que el número de síntomas era escaso o la información suministrada era claramente ambigua o insuficiente, los *expertos 2 y 3* respondieron de forma más general llegando incluso en ocasiones a omitir su respuesta cuando se le requería el posible género del agente etiológico.

En el caso del *experto 1*, un test χ^2 no mostró diferencias significativas entre las frecuencias de agentes patógenos reales (frecuencia de cada tipo de agente patógeno en el conjunto 'estándar oro') y las frecuencias obtenidas como consecuencia de la respuesta del experto ($\chi^2=6.600, g.l.=5, p_{\alpha}=0.252$) (gráfico V.2 (a)). Resultados similares se obtienen cuando se comparan las frecuencias de respuesta del experto y las frecuencias obtenidas cuando se seleccionan las respuestas correctas e incorrectas de forma independiente (Frecuencia de acierto: $\chi^2=2.202, g.l.=5, p_{\alpha}=0.821$; Frecuencia de fallo: $\chi^2=3.302, g.l.=5, p_{\alpha}=0.654$) (gráfico V.2 (b)). Asimismo, al contrastar las frecuencias de las creencias de acierto en el diagnóstico del *experto 1* frente a las frecuencias de creencias de acierto en el diagnóstico en las respuestas acertadas y falladas, tampoco se encontraron diferencias significativas (Respuestas acertadas: $\chi^2=5.333, g.l.=4, p_{\alpha}=0.255$; Respuestas falladas: $\chi^2=1.300, g.l.=4, p_{\alpha}=0.861$) (gráfico V.3 (a)). El mismo resultado se obtiene cuando lo que se compara son las frecuencias de la valoración final del diagnóstico frente a las frecuencias de la valoración final del diagnóstico en las respuestas acertadas y falladas (Respuestas acertadas: $\chi^2=7.846, g.l.=4, p_{\alpha}=0.097$; Respuestas falladas: $\chi^2=1.231, g.l.=4, p_{\alpha}=0.873$) (gráfico V.3 (b)).

Al llevar a cabo la regresión lineal entre los valores de creencia cualitativa asignados por el *experto 1* en función de tan solo síntomas o lesiones y los valores medios de creencia cuantitativa, se obtienen resultados bastante

GRÁFICO V.2

a) Frecuencia de respuestas del experto 1 frente a la frecuencia del 'estándar oro'. b) Frecuencia del 'estándar oro' frente a la frecuencia de respuestas correctas e incorrectas del experto 1



* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación

Fuente: Elaboración propia.

aceptables ($R^2=0.898$, $F(1,27)=228.19$, $p_\alpha < 0.001$, $n=29$) (gráfico V.4 (a)). De la misma forma, también se obtienen resultados estadísticamente significativos en la regresión lineal entre los valores medios de creencia cuantitativa y los valores cualitativos de la valoración final ($R^2=0.927$, $F(1,27)=331.32$, $p_\alpha < 0.001$, $n=29$) (gráfico V.4 (b)).

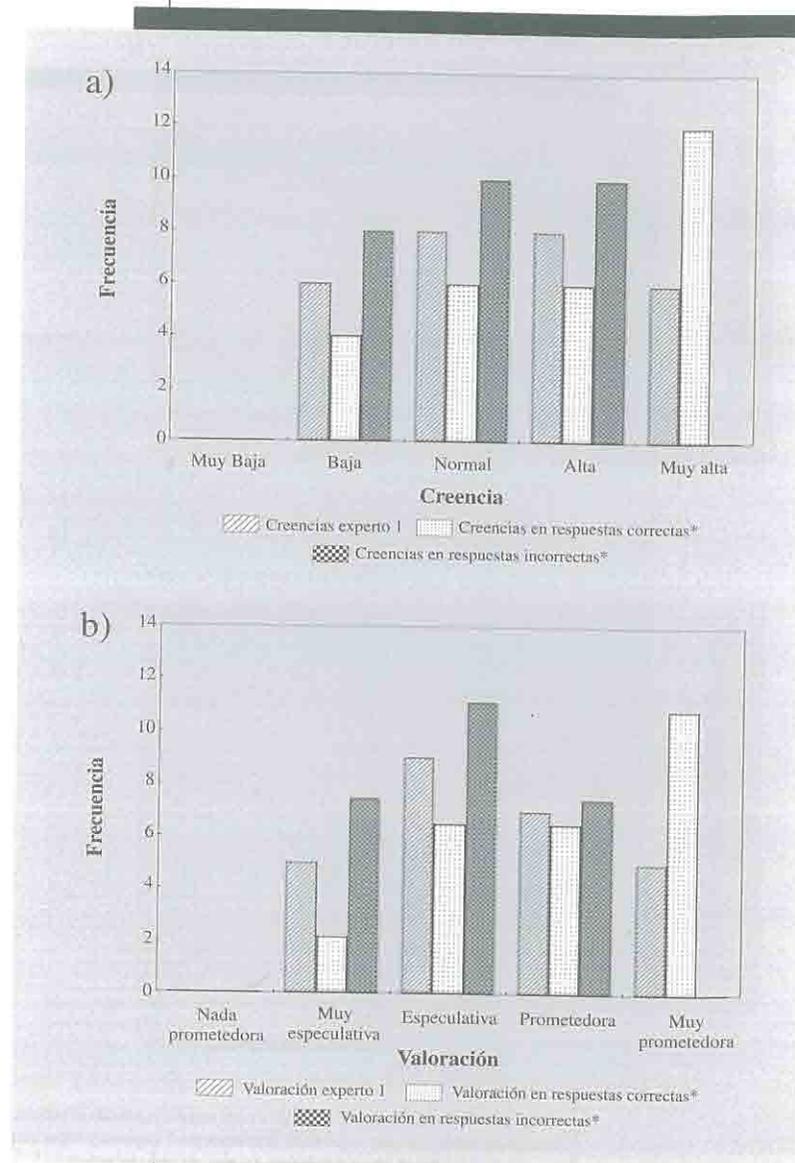
Por último, el *experto 1* marcó en todas las ocasiones la casilla 'SI' cuando respondió a la pregunta indicada en el apartado cinco del cuestionario.

Los análisis llevados a cabo sobre los resultados del *experto 2* mostró la presencia de diferencias significativas cuando se comparan las frecuencias de los agentes patógenos o etiológicos reales con los obtenidos tras el diagnóstico ($\chi^2=37.167$, $g.l.=6$, $p_\alpha < 0.001$) (gráfico V.5 (a)). El *experto 2* introduce un nuevo grupo en el que engloba aquellos casos en los que el diagnóstico estaba compuesto por más de un agente patógeno (combinación de grupos). A pesar de que este nuevo grupo está constituido por un total de 14 casos, la mayor contribución a la discrepancia general del test es llevada a cabo por el grupo de los factores físico-químicos. La discrepancia de este grupo junto con el de nueva inclusión supone un 81.1 % del valor final del estadístico χ^2 . Por otra parte, las frecuencias de las respuestas del *experto 2* no mostraron diferencias significativas cuando éstas se compararon con las frecuencias de las repuestas acertadas ($\chi^2=11.414$, $g.l.=6$, $p_\alpha=0.076$). Sin embargo, al repetir el proceso pero con las respuestas falladas, el test si mostró diferencias significativas provocadas fundamentalmente por la contribución del grupo de los parásitos y el grupo compuesto introducido por el *experto 2* ($\chi^2=41.126$, $g.l.=6$, $p_\alpha < 0.001$) (gráfico V.5 (b)).

Las frecuencias de las creencias frente a la frecuencias de las creencias de las respuestas acertadas no mostró diferencias significativas en el caso del *experto 2* ($\chi^2=8.517$, $g.l.=6$, $p_\alpha=0.074$) (gráfico V.6 (a)). El mismo resultado se obtiene cuando la comparación se lleva a cabo con las respuestas falladas ($\chi^2=3.896$, $g.l.=6$, $p_\alpha=0.420$). Sin embargo, cuando el mismo proceso se realiza con la valoración final del diagnóstico, es decir, contrastar frecuencias de la valoración del *experto 2* frente a las frecuencias de las valoraciones en las respuestas correctas e incorrectas, en ambos casos se obtienen diferencias significativas (Respuestas acertadas: $\chi^2=12.892$, $g.l.=6$, $p_\alpha=0.012$; Respuestas falladas: $\chi^2=10.960$, $g.l.=6$, $p_\alpha=0.027$) (gráfico V.6 (b)).

GRÁFICO V.3

a) Frecuencias de las creencias del experto 1 frente a las frecuencias de creencias en las respuestas correctas e incorrectas. b) Frecuencias de las valoraciones del experto 1 frente a las frecuencias de las valoraciones en respuestas correctas e incorrectas

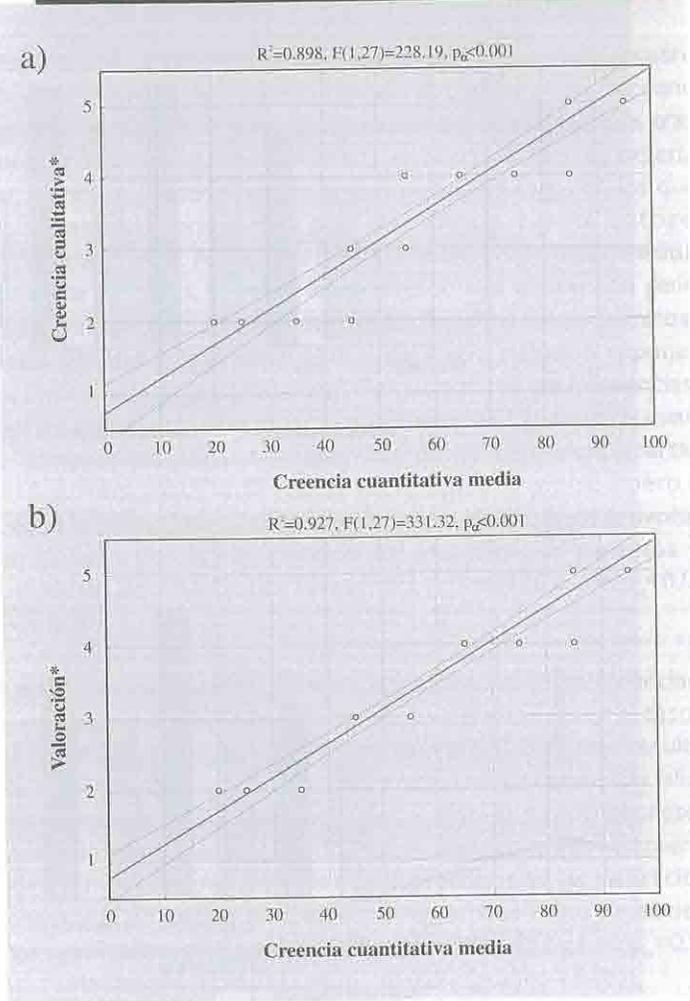


* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.4

a) Regresión entre la creencia cualitativa (muy baja, baja, normal, alta y muy alta) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 1. b) Regresión entre la valoración final del diagnóstico (nada prometedor, muy especulativo, especulativo, prometedor y muy prometedor) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 1

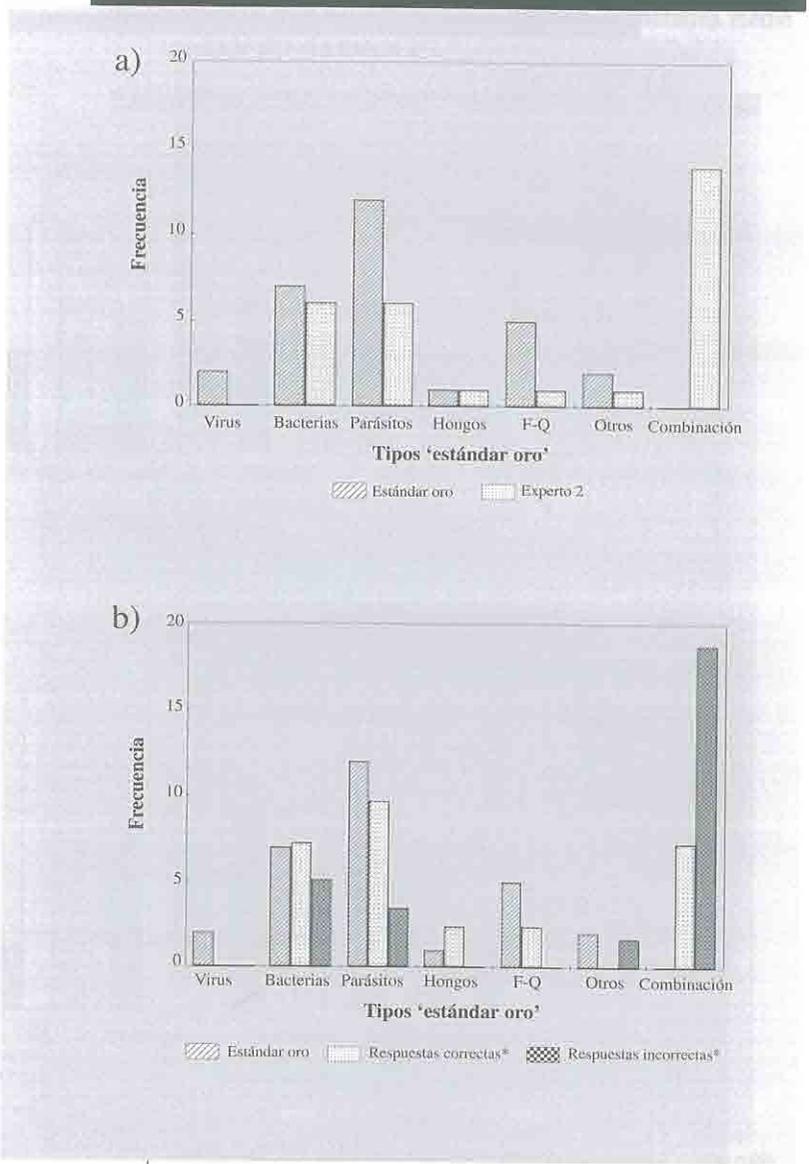


* Para permitir los cálculos se ha asignado a cada etiqueta cualitativa un valor cuantitativo de tal forma que muy baja=nada prometedor=1, baja=muy especulativa=2, normal=especulativa=3, alta=prometedor=4 y muy alta=muy prometedor=5

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.5

a) Frecuencia de respuestas del experto 2 frente a la frecuencia del 'estándar oro'. b) Frecuencia del 'estándar oro' frente a la frecuencia de respuestas correctas e incorrectas del experto 2

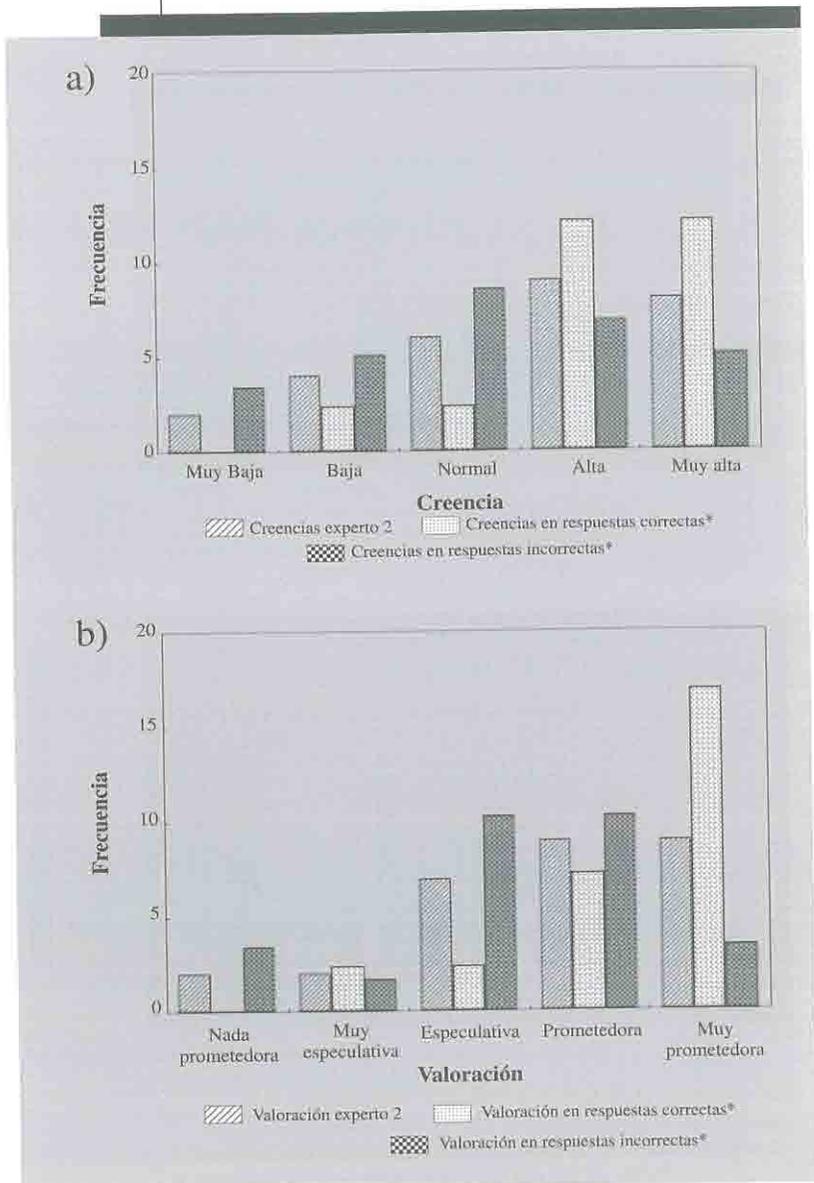


* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.6

a) Frecuencias de las creencias del experto 2 frente a las frecuencias de creencias en las respuestas correctas e incorrectas. b) Frecuencias de las valoraciones del experto 2 frente a las frecuencias de las valoraciones en respuestas correctas e incorrectas

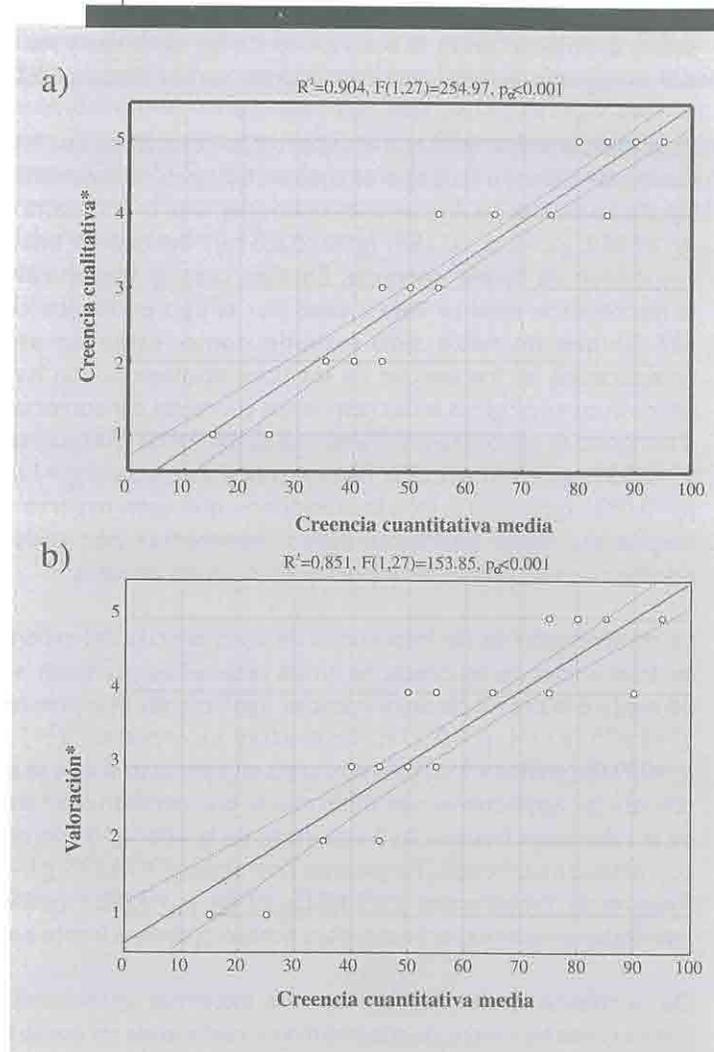


* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación.

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.7

a) Regresión entre la creencia cualitativa (muy baja, baja, normal, alta y muy alta) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 2. b) Regresión entre la valoración final del diagnóstico (nada prometedora, muy especulativa, especulativa, prometedora y muy prometedora) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 2



* Para permitir los cálculos se ha asignado a cada etiqueta cualitativa un valor cuantitativo de tal forma que muy baja=nada prometedora=1, baja=muy especulativa=2, normal=especulativa=3, alta=prometedora=4 y muy alta=muy prometedora=5.

Fuente: Elaboración propia.

Al igual que en el *experto 1*, las regresiones entre las creencias cuantitativas y cualitativas así como entre las creencias cuantitativas y la valoración final del diagnóstico, fueron estadísticamente aceptables (Cuantitativa-Cualitativa: $R^2=0.904$, $F(1,27)=254.97$, $p_\alpha<0.001$, $n=29$; Cuantitativa-Valoración final: $R^2=0.851$, $F(1,27)=153.85$, $p_\alpha<0.001$, $n=29$) (gráfico V.7).

Finalmente de la misma forma que en el caso del *experto 1*, el *experto 2* marcó en el 100 % de las ocasiones la opción 'SI' cuando se le preguntó sobre la similitud entre la descripción de los síntomas y lesiones hechas por el experto humano y la introducción de los datos a **SEDPA**.

Para el *experto 3*, al igual que el *experto 1*, encontramos que las frecuencias correspondientes a cada tipo de agente etiológico no mostraron diferencias significativas con las frecuencias obtenidas tras la respuesta del experto ($\chi^2=9.369$, g.l.=6, $p_\alpha=0.154$) (gráfico V.8 (a)) denotando una tendencia a responder de forma correcta. En este caso la mayor contribución a la discrepancia total se lleva a cabo por el tipo etiológico 'combinación' (32 %) que no había sido incluido como 'estándar oro'. Cuando comparamos las frecuencias de los tipos etiológicos con las frecuencias de los tipos etiológicos en las respuestas correctas e incorrectas del *experto 3* tampoco se encontraron diferencias significativas (Respuestas correctas: $\chi^2=8.231$, g.l.=6, $p_\alpha=0.222$; Respuestas incorrectas: $\chi^2=11.098$, g.l.=6, $p_\alpha=0.085$) (gráfico V.8 (b)), indicándonos que este experto repartió las respuestas tanto correctas como incorrectas por todos los tipos etiológicos sin centrar la respuesta en ninguno de ellos.

La comparación de las frecuencias de las creencias del *experto 3* frente a las frecuencias de las creencias en las respuestas correctas e incorrectas no mostró la presencia de diferencias significativas (Respuestas correctas: $\chi^2=5.625$, g.l.=4, $p_\alpha=0.229$; Respuestas incorrectas: $\chi^2=1.871$, g.l.=4, $p_\alpha=0.760$) (gráfico V.9 (a)). Sin embargo, en este caso sí que se encontraron diferencias significativas cuando lo que se comparaban eran las frecuencias de la valoración frente a las frecuencias de la valoración en las respuestas correctas e incorrectas (Respuestas correctas: $\chi^2=34.223$, g.l.=4, $p_\alpha<0.001$; Respuestas incorrectas: $\chi^2=14.925$, g.l.=4, $p_\alpha=0.005$) (gráfico V.9 (b)), manifestando este experto una clara actitud optimista frente a su respuesta.

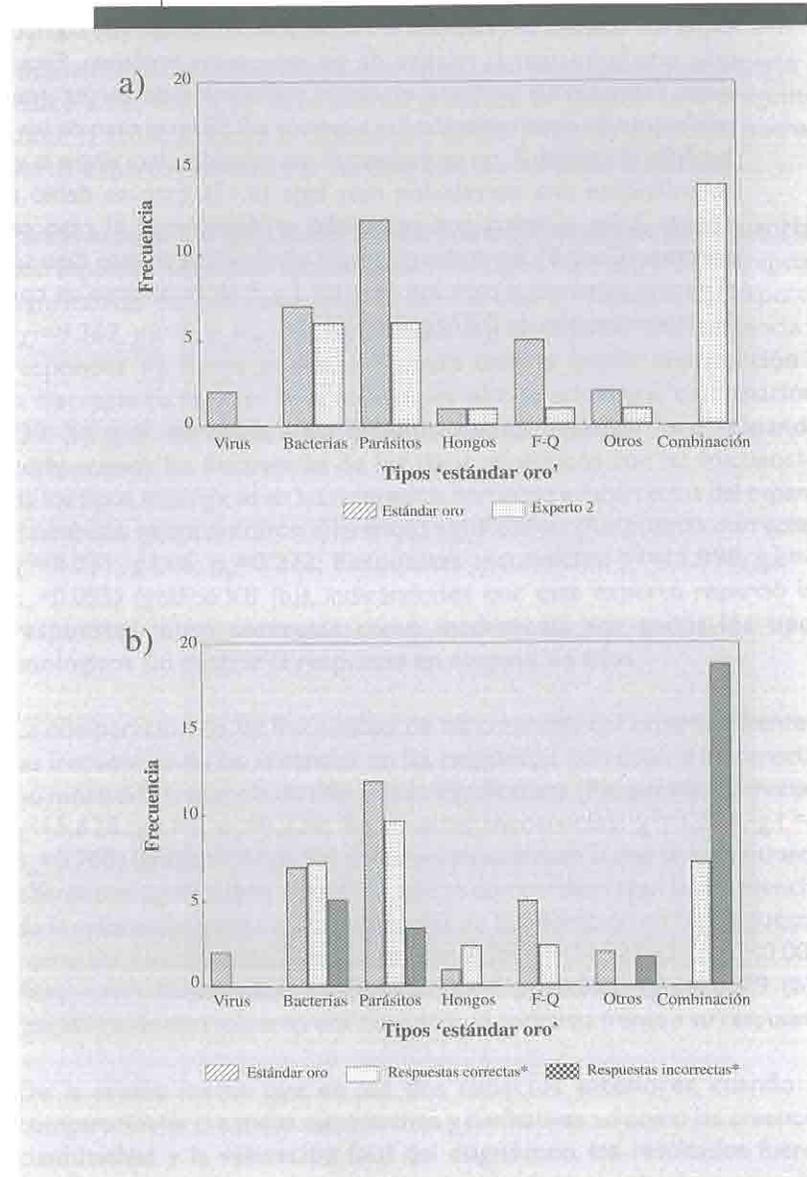
De la misma forma que en los dos expertos anteriores, cuando se compararon las creencias cuantitativas y cualitativas así como las creencias cuantitativas y la valoración final del diagnóstico, los resultados fueron estadísticamente aceptables, aunque los coeficientes de determinación fueron en ambos casos inferiores a los obtenidos por los *expertos 1* y *2* (Cuantitativa-Cualitativa: $R^2=0.655$, $F(1,24)=45.659$, $p_\alpha<0.001$, $n=26$;

Cuantitativa-Valoración final: $R^2=0.758$, $F(1,27)=75.102$, $p_\alpha<0.001$, $n=26$) (gráfico V.10). A diferencia de los *expertos 1* y *2*, el *experto 3* tan solo respondió 'SI' en el apartado 5 del cuestionario en el 35 % de las ocasiones.

Se ha encontrado un patrón de comportamiento común a dos de los tres expertos cuando se relaciona el número de síntomas que compone cada caso con la frecuencia relativa de las respuestas erróneas. Esta relación viene determinada por una ecuación polinómica de tercer grado cuyo coeficiente de determinación fue superior a 0.59 en el caso de los *expertos 1* y *3*. En el *experto 2* no se encontró una relación clara entre las variables, obteniéndose una correlación muy baja (0.13). Esto se debió a que el *experto 2* fue el único que respondió erróneamente al caso con ocho síntomas (Caso 5). Sin embargo, tras la eliminación de este caso se obtuvo el mismo patrón que para los *expertos 1* y *3*, alcanzándose un coeficiente de determinación de 0.87 (gráfico V.11).

GRÁFICO V.8

a) Frecuencia de respuestas del experto 3 frente a la frecuencia del 'estándar oro'. b) Frecuencia del 'estándar oro' frente a la frecuencia de respuestas correctas e incorrectas del experto 3

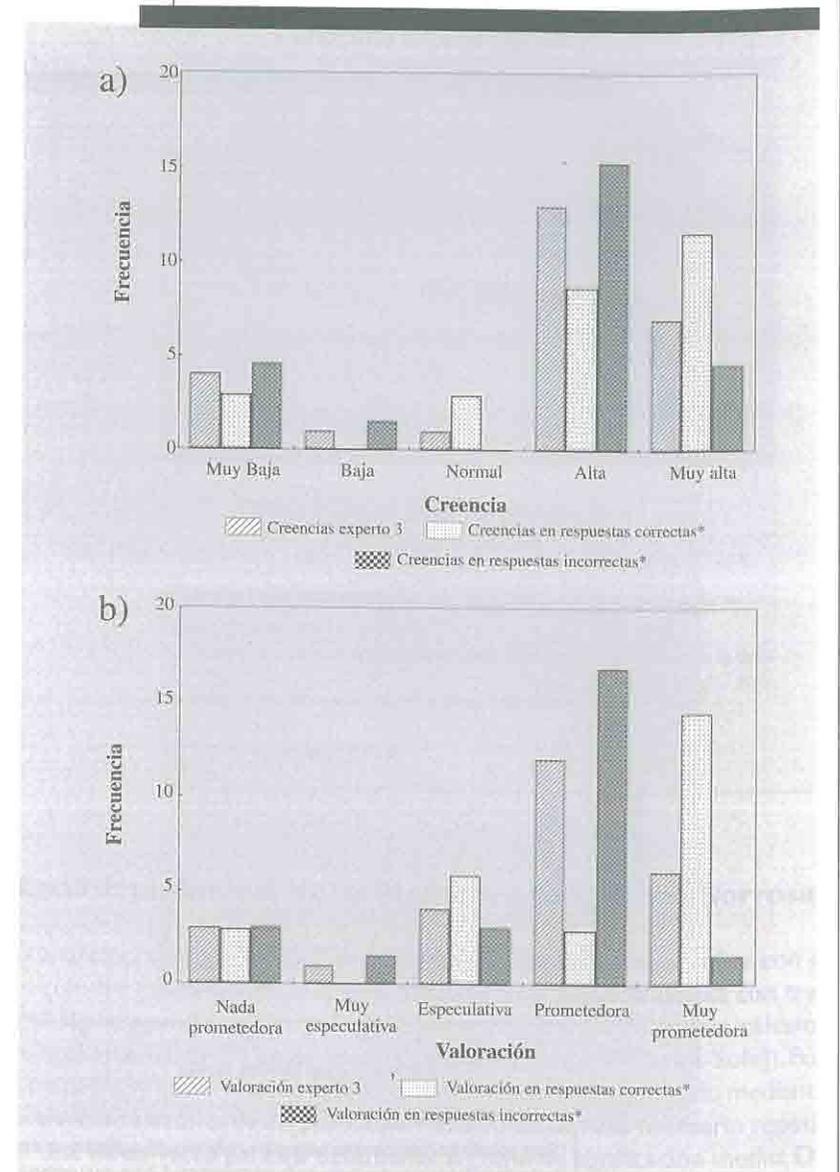


* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.9

a) Frecuencias de las creencias del experto 3 frente a las frecuencias de creencias en las respuestas correctas e incorrectas. b) Frecuencias de las valoraciones del experto 3 frente a las frecuencias de las valoraciones en respuestas correctas e incorrectas

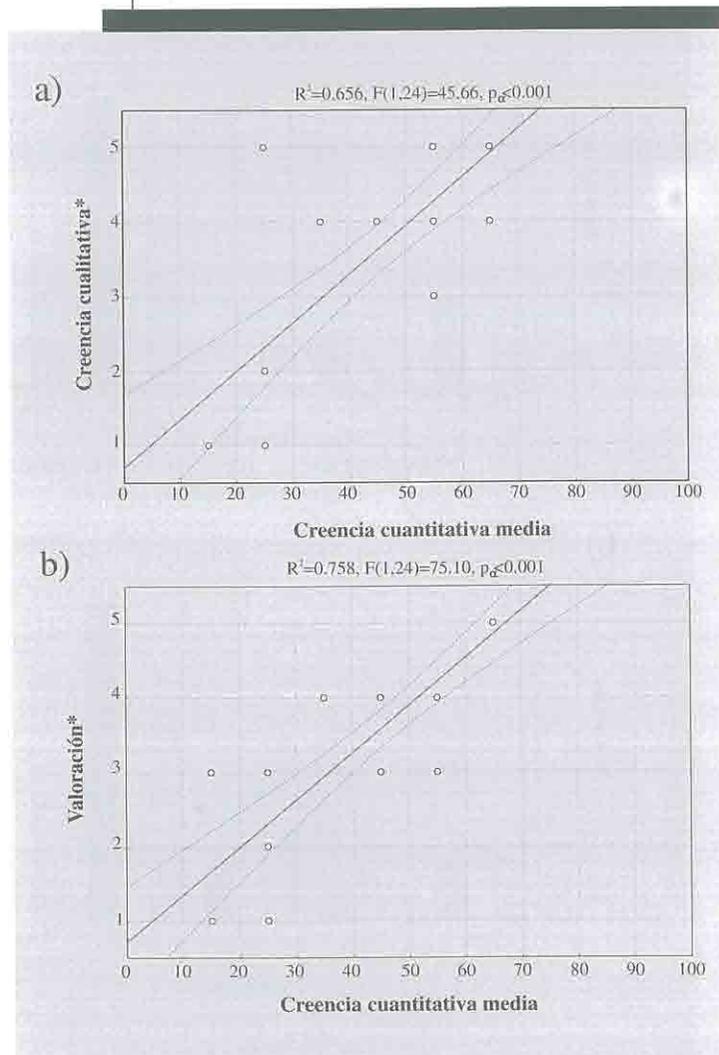


* Valores escalados a 29 casos para permitir la comparación

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.10

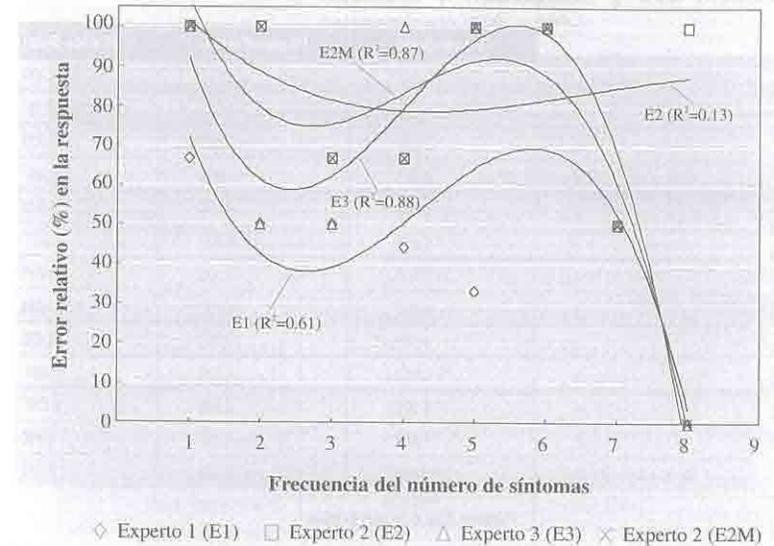
a) Regresión entre la creencia cualitativa (muy baja, baja, normal, alta y muy alta) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 3. b) Regresión entre la valoración final del diagnóstico (nada prometedor, muy especulativo, especulativo, prometedor y muy prometedor) y la creencia cuantitativa media aportada por el experto 3



* Para permitir los cálculos se ha asignado a cada etiqueta cualitativa un valor cuantitativo de tal forma que muy baja=nada prometedor=1, baja=muy especulativa=2, normal=especulativa=3, alta=prometedora=4 y muy alta=muy prometedor=5.
Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.11

Regresiones polinómicas de tercer grado entre la frecuencia del número de síntomas por caso y el error relativo en tanto por ciento de las respuestas



Se especifica la curva correspondiente a cada experto así como el coeficiente de determinación asociado. La curva E2M se corresponde con la regresión del experto 2 suponiendo que la respuesta al Caso 5 hubiese sido correcta.

Fuente: Elaboración propia.

V.4 Análisis preliminar de las Memorias Asociativas Borrosas

El análisis preliminar de las Memorias Asociativas Borrosas se inicia con el cálculo del estadístico Ψ . Ya que la versión 1.0 de SEDPA cuenta con tres MABs independientes, es necesario llevar a cabo un total de tres cálculos para el estadístico (Ψ [Visser-Sole], Ψ [Visser-Carlos] y Ψ [Carlos-Sole]). Por otra parte, ya que el nivel de significación del estadístico es estimado mediante la elección aleatoria de mil pseudopermutaciones, se hace necesario repetir el test varias veces para así determinar un nivel de significación medio. De esta forma se ha llevado a cabo el proceso del cálculo de Ψ y su nivel de significación diez veces en cada comparación (cuadro V.2).

CUADRO V.2

Valores del estadístico Ψ para cada una de las comparaciones así como los niveles de significación en cada uno de los diez test realizados. Asimismo se indica el valor medio del nivel de significación (p_{cm}) para cada comparación y su desviación estándar

	[Visser-Sole]	[Visser-Carlos]	[Carlos-Sole]
Estadístico Ψ	0.304	0.025	0.200
$p_{\alpha 1}$	0.002	0.001	0.079*
$p_{\alpha 2}$	0.001	0.005	0.039
$p_{\alpha 3}$	0.001	0.002	0.047
$p_{\alpha 4}$	0.002	0.000	0.042
$p_{\alpha 5}$	0.004	0.007	0.051*
$p_{\alpha 6}$	0.004	0.005	0.035
$p_{\alpha 7}$	0.001	0.002	0.034
$p_{\alpha 8}$	0.001	0.002	0.035
p_{cm}	0.002	0.000	0.084*
$p_{\alpha 10}$	0.002	0.009	0.057
p_{cm}	0.009	0.003	0.050
Desviación estándar	0.015	0.003	0.017

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados muestran que las mayores diferencias medias en las distribuciones de las creencias ($\Psi=0.025$, $p_{cm}=0.003\pm 0.015$) así como las diferencias más acusadas de forma individual ($\Psi=0.025$, $p_{\alpha 4}=0.000$, $p_{\alpha 9}=0.000$) las encontramos entre las memorias asociativas borrosas Visser y Carlos. Por otra parte, las memorias asociativas más parecidas son Carlos y Sole entre las cuales se alcanza un nivel de significación marginal ($\Psi=0.200$, $p_{cm}=0.050\pm 0.017$), lo que puede deberse a que en cuatro de los diez test llevados a cabo en esta comparación no se encontraron diferencias significativas ($\Psi=0.200$, $p_{\alpha 1}=0.079$, $p_{\alpha 5}=0.051$, $p_{\alpha 9}=0.084$, $p_{\alpha 10}=0.057$).

V.5 Análisis de las respuestas de SEDPA

Las tasas de acierto de **SEDPA** tras la introducción de los 29 casos, considerando las tres memorias asociativas, los conjuntos borrosos triangular, gaussiano y trapezoidal, y los niveles de solapamiento entre conjuntos (50 % y 10 %) se muestran en el cuadro V.3.

CUADRO V.3

Tasas de acierto, acierto parcial y fallo del diagnóstico del tipo y el género del agente patógeno de SEDPA mediante la combinación de tres memorias asociativas borrosas (Visser, Sole y Carlos), dos tipos de conjuntos borrosos (Triangular, Gaussiano y Trapezoidal) y dos niveles de solapamiento (50% y 10%)

Combinación de MAB, conjunto borroso y nivel	Tasa de acierto (tipo-Género) %	Tasa de acierto parcial (Tipo-Género) %	Tasa de fallo (Tipo-Género) %
Visser-Triangular-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Triangular-50	82.8-62.1	10.3-31.0	6.9-6.9
Carlos-Triangular-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Visser-Triangular-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Triangular-10	82.8-62.1	10.3-31.0	6.9-6.9
Carlos-Triangular-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Visser-Gausiano-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Gausiano-50	82.8-62.1	10.3-31.0	6.9-6.9
Carlos-Gausiano-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Visser-Gausiano-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Gausiano-10	82.8-62.1	10.3-31.0	6.9-6.9
Carlos-Gausiano-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Visser-Trapezoidal-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Trapezoidal-50	82.8-62.1	13.9-34.5	3.4-3.4
Carlos-Trapezoidal-50	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Visser-Trapezoidal-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4
Sole-Trapezoidal-10	82.8-62.1	10.3-31.0	6.9-6.9
Carlos-Trapezoidal-10	86.2-69.0	10.3-27.6	3.4-3.4

Fuente: Elaboración propia.

A través de estos resultados se puede observar como la mayor tasa de acierto es obtenida para el tipo de agente patógeno (virus, bacteria, parásito, parámetro físico-químico y otros) cuando la memoria asociativa utilizada es Visser o Carlos (86.2 %). Cuando la memoria asociativa utilizada es Sole la tasa de acierto disminuye hasta un 82.8 %. Por otra parte, cuando se consideran aquellas respuestas en las que el sistema respondió correctamente de forma parcial, es decir, cuando además de diagnosticar el tipo del estándar oro también era diagnosticado otro tipo de agente patógeno, la tasa de acierto aumentó hasta el 96.6 % si las memorias asociativas utilizadas eran Visser o Carlos para los tres tipos de conjuntos borrosos y ambos niveles de solapamiento. En el caso de la **MAB** Sole dicha tasa de acierto se alcanzó cuando el conjunto borroso era trapezoidal y el solapamiento era del 50 %. Con esta memoria asociativa y considerando

las respuestas aproximadas para el resto de conjuntos borrosos y niveles de solapamiento, el mejor resultado obtenido fue del 93.1 %. De este modo se obtiene que de forma general con Visser y Carlos el error cometido es del 3.4 % mientras que con Sole el error aumenta hasta el 6.9 %, exceptuando el caso en el que se utiliza el conjunto trapezoidal al 50 % de solapamiento donde el error disminuye hasta el 3.4 %. Esto es debido a que un caso que en el resto de las configuraciones era clasificado como incorrecto con esta configuración de funcionamiento pasa a ser clasificado como aproximado.

Cuando el parámetro que tenemos en cuenta es el género del agente patológico responsable de la enfermedad los porcentajes varían ligeramente. En este caso, la tasa de acierto disminuye hasta un 69.0 % al utilizar las **MABs** Viser y Carlos y hasta un 62.1 % con la **MAB** Sole. De forma similar al diagnóstico del tipo, cuando consideramos los aciertos parciales los porcentajes son del 96.6 % en el primer caso y del 93.1 % en el segundo (también exceptuando el caso Sole-Trapezoidal-50 donde la tasa de acierto es del 96.6 %).

Al llevar a cabo la comparación de las creencias medias no compensadas para el conjunto de los 29 casos en función de las memorias asociativas borrosas, conjuntos borrosos de forma triangular y un nivel de solapamiento del 50 % por medio de un test t-Student, encontramos que en todos los casos existen diferencias estadísticas significativas (cuadro V.4). Sin embargo, cuando fueron comparadas las creencias medias compensadas por el incremento de discrepancia detectadas a través del test χ^2 modificado, no se encontraron en ningún caso diferencias significativas (cuadro V.5).

CUADRO V.4

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos triangulares y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Triangular-50	0.6945	0.2483	-3.1401	0.0041*
Sole-Triangular-50	0.7332	0.2540		
Visser-Triangular-50	0.6945	0.2483		
Carlos-Triangular-50	0.8054	0.1864	-6.6912	<0.0001*
Sole-Triangular-50	0.7332	0.2540		
Carlos-Triangular-50	0.8054	0.1864	-3.8893	0.0006*

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.5

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos triangulares y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Triangular-50	0.8054	0.2234		
Sole-Triangular-50	0.8034	0.2729	0.0888	0.9299
Visser-Triangular-50	0.8054	0.2234		
Carlos-Triangular-50	0.8582	0.1856	-1.6448	0.1125
Sole-Triangular-50	0.8034	0.2729		
Carlos-Triangular-50	0.8582	0.1856	-1.8205	0.0806

En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.6

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos triangulares y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student.

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Triangular-10	0.6879	0.2495		
Sole-Triangular-10	0.7296	0.2577	-2.9164	0.0070*
Visser-Triangular-10	0.6879	0.2495		
Carlos-Triangular-10	0.8130	0.1744	-6.7302	<0.0001*
Sole-Triangular-10	0.7296	0.2577		
Carlos-Triangular-10	0.8130	0.1744	-3.9065	0.0006*

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

Resultados parecidos se obtienen cuando se repite el proceso pero cambiando el nivel de solapamiento de los conjuntos borrosos a un 10 %. Al igual que en el caso anterior, el contraste de las tres creencias medias no compensadas mostró diferencias significativas (cuadro V.6). Asimismo la comparación entre las creencias medias compensadas para las **MABs** Sole y Carlos aportó el mismo resultado (test-t, $t = -2.0872$, g.l. = 25, $p_{\alpha} = 0.0472$) (cuadro V.7).

CUADRO V.7

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos triangulares y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Triangular-10	0.8354	0.1935	0.7395	0.4665
Sole-Triangular-10	0.8108	0.2498		
Visser-Triangular-10	0.8354	0.1935	-0.9092	0.3719
Carlos-Triangular-10	0.8680	0.1666		
Sole-Triangular-10	0.8108	0.2498	-2.0872	0.0472*
Carlos-Triangular-10	0.8680	0.1666		

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.8

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos gaussianos y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Gausiano-50	0.7196	0.2449	-0.4223	0.6761
Sole-Gausiano-50	0.7326	0.2535		
Visser-Gausiano-50	0.7196	0.2449	-2.7784	0.0098*
Carlos-Gausiano-50	0.8090	0.1813		
Sole-Gausiano-50	0.7326	0.2535	-3.8801	0.0006*
Carlos-Gausiano-50	0.8090	0.1813		

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

En cambio, estos resultados varían cuando llevamos a cabo el mismo grupo de comparaciones pero cambiando el conjunto borroso triangular por un gaussiano. De esta forma se puede observar como en el caso de las creencias medias no compensadas, no encontramos diferencias significativas cuando las **MABs** utilizadas son Visser y Sole (test-t, $t = -0.4223$, g.l. = 27, $p_{\alpha} = 0.6761$) (cuadro V.8). Con este tipo de conjunto borroso y utilizando las creencias medias compensadas, los resultados son similares a los obtenidos con los conjuntos borrosos triangulares aunque en el caso **MAB** Sole frente a **MAB** Carlos se obtienen diferencias significativas marginales (test-t, $t = -1.9341$, g.l. = 25, $p_{\alpha} = 0.0645$) (cuadro V.9).

CUADRO V.9

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos gaussianos y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Gausiano-50	0.8088	0.2290	-0.0692	0.9454
Sole-Gausiano-50	0.8102	0.2541		
Visser-Gausiano-50	0.8088	0.2290	-1.7537	0.0917
Carlos-Gausiano-50	0.8639	0.1755		
Sole-Gausiano-50	0.8102	0.2541	-1.9341	0.0645*
Carlos-Gausiano-50	0.8639	0.1755		

* Diferencias significativas marginales. En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.10

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos gaussianos y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p_{α}
Visser-Gausiano-10	0.7178	0.2478	-0.0886	0.9300
Sole-Gausiano-10	0.7208	0.2639		
Visser-Gausiano-10	0.7178	0.2478	-3.0578	0.0050*
Carlos-Gausiano-10	0.8183	0.1660		
Sole-Gausiano-10	0.7208	0.2639	-4.2230	0.0002*
Carlos-Gausiano-10	0.8183	0.1660		

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

El mismo efecto se consigue cuando los conjuntos borrosos gaussianos se solapan un 10% y se tienen en cuenta tanto creencias medias compensadas (cuadro V.10) y no compensadas, aunque en este caso las diferencias significativas marginales se obtienen con las **MABs** Visser y Carlos (test-t, $t = -2.0527$, g.l. = 25, $p_{\alpha} = 0.0507$) (cuadro V.11).

CUADRO V.11

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos gaussianos y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Gausiano-10	0.8067	0.2323	-1.3766	0.1809
Sole-Gausiano-10	0.8245	0.2501		
Visser-Gausiano-10	0.8067	0.2323	-2.0527	0.0507 ¹
Carlos-Gausiano-10	0.8710	0.1568		
Sole-Gausiano-10	0.8245	0.2501	-1.2954	0.2070
Carlos-Gausiano-10	0.8710	0.1568		

¹Diferencias significativas marginales. En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

Resultados semejantes a los obtenidos con conjuntos borrosos triangulares se consiguen con conjuntos de forma trapezoidal tanto para las creencias no compensadas como compensadas (tablas 15, 16, 17 y 18), excepto en la comparación entre las MABs Sole y Carlos, creencias compensadas y niveles de solapamiento del 10 % donde al contrario que en el caso de conjuntos borrosos triangulares, el contraste no mostró la presencia de diferencias significativas (test-t, t = -1.7463, g.l. = 25, p_α = 0.0930) (cuadro V.15).

CUADRO V.12

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos trapezoidales y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Trapezoidal-50	0.6945	0.2484	-3.2833	0.0028 [*]
Sole-Trapezoidal-50	0.7340	0.2532		
Visser-Trapezoidal-50	0.6945	0.2484	-6.7281	<0.0001 [*]
Carlos-Trapezoidal-50	0.8035	0.1889		
Sole-Trapezoidal-50	0.7340	0.2532	-3.9310	0.0005 [*]
Carlos-Trapezoidal-50	0.8035	0.1889		

^{*}Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.13

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos trapezoidales y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Trapezoidal-50	0.8068	0.2272	0.0926	0.9269
Sole-Trapezoidal-50	0.8049	0.2669		
Visser-Trapezoidal-50	0.8068	0.2272	-1.4906	0.1486
Carlos-Trapezoidal-50	0.8548	0.1918		
Sole-Trapezoidal-50	0.8049	0.2669	-1.7233	0.0972
Carlos-Trapezoidal-50	0.8548	0.1918		

En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.14

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos trapezoidales y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Trapezoidal-10	0.6924	0.2491	-2.5282	0.0176 [*]
Sole-Trapezoidal-10	0.7376	0.2581		
Visser-Trapezoidal-10	0.6924	0.2491	-6.5952	<0.0001 [*]
Carlos-Trapezoidal-10	0.8122	0.1761		
Sole-Trapezoidal-10	0.7376	0.2581	-3.1925	0.0036 [*]
Carlos-Trapezoidal-10	0.8122	0.1761		

^{*}Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.15

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de las memorias asociativas con conjuntos borrosos trapezoidales y niveles de solapamiento del 10 % a través de un test t-Student

Variabes	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser- Trapezoidal -10	0.8085	0.2302	-0.4052	0.6898
Sole- Trapezoidal -10	0.8179	0.2495		
Visser- Trapezoidal -10	0.8085	0.2302	-1.8887	0.0706
Carlos- Trapezoidal -10	0.8673	0.1685		
Sole- Trapezoidal -10	0.8179	0.2495	-1.7463	0.0930
Carlos- Trapezoidal -10	0.8673	0.1685		

En todos los casos g.l.=25

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.16

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de los conjuntos borrosos para las memorias asociativas borrosas Visser, Sole y Carlos y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variabes	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Triangular-50	0.6945	0.2483	0.6691	0.5091
Visser-Gausiano-50	0.6936	0.2486		
Visser-Triangular-50	0.6945	0.2483	-0.0273	0.9784
Visser-Trapezoidal-50	0.6945	0.2484		
Visser-Gausiano-50	0.6936	0.2486	-0.4256	0.6738
Visser-Trapezoidal-50	0.6945	0.2484		
Sole-Triangular-50	0.7332	0.2540	0.2665	0.7919
Sole-Gausiano-50	0.7326	0.2535		
Sole-Triangular-50	0.7332	0.2540	-0.4633	0.6468
Sole-Trapezoidal-50	0.7340	0.2532		
Sole-Gausiano-50	0.7326	0.2535	-0.3776	0.7087
Sole-Trapezoidal-50	0.7340	0.2532		
Carlos-Triangular-50	0.7998	0.1855	-2.3066	0.0287
Carlos-Gausiano-50	0.8038	0.1802		
Carlos-Triangular-50	0.7998	0.1855	2.1391	0.0413*
Carlos-Trapezoidal-50	0.7977	0.1882		
Carlos-Gausiano-50	0.8038	0.1802	2.2612	0.0317*
Carlos-Trapezoidal-50	0.7977	0.1882		

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

Al comparar las creencias medias no compensadas variando el tipo de conjunto borroso y dejando fijos tanto la memorias asociativas borrosas como el nivel de solapamiento, tan solo se encontraron diferencias significativas entre la **MAB** Carlos y niveles de solapamiento del 50 % en conjuntos borrosos de tipo triangular, gausiano y trapezoidal (cuadro V.16). Las diferencias se acentuaron ligeramente cuando los niveles de solapamiento se redujeron al 10 %, además de que de forma general las desviaciones estándar fueron mayores en todos los casos excepto cuando se utilizaba la **MAB** Carlos (cuadro V.17). Estas diferencias no se detectaron cuando se compararon las creencias medias compensadas (cuadros V.18 y V.19).

CUADRO V.17

Resultados de la comparación de las creencias medias no compensadas en función de los conjuntos borrosos para las memorias asociativas borrosas Visser, Sole y Carlos y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variabes	Creencia media	Desviación estándar	t	p _α
Visser-Triangular-10	0.6879	0.2495	-0.4596	0.6495
Visser-Gausiano-10	0.6899	0.2499		
Visser-Triangular-10	0.6879	0.2495	-1.1298	0.2685
Visser-Trapezoidal-10	0.6924	0.2491		
Visser-Gausiano-10	0.6899	0.2499	-1.3112	0.2007
Visser-Trapezoidal-10	0.6924	0.2407		
Sole-Triangular-10	0.7296	0.2577	2.0828	0.0469*
Sole-Gausiano-10	0.7208	0.2639		
Sole-Triangular-10	0.7296	0.2577	-0.9494	0.3508
Sole-Trapezoidal-10	0.7376	0.2582		
Sole-Gausiano-10	0.7208	0.2639	-1.8590	0.0740
Sole-Trapezoidal-10	0.7376	0.2582		
Carlos-Triangular-10	0.8091	0.1726	-2.1515	0.0402*
Carlos-Gausiano-10	0.8163	0.1633		
Carlos-Triangular-10	0.8091	0.1726	1.8667	0.0723
Carlos-Trapezoidal-10	0.8079	0.1745		
Carlos-Gausiano-10	0.8163	0.1633	-2.1119	0.0438*
Carlos-Trapezoidal-10	0.8079	0.1745		

* Diferencias significativas. En todos los casos g.l.=27

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.18

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de los conjuntos borrosos para las memorias asociativas borrosas Visser, Sole y Carlos y niveles de solapamiento del 50% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _a
Visser-Triangular-50	0.8054	0.2234	-0.4480	0.6580
Visser-Gausiano-50	0.8088	0.2290		
Visser-Triangular-50	0.8054	0.2234	-0.1994	0.8436
Visser-Trapezoidal-50	0.8068	0.2272		
Visser-Gausiano-50	0.8088	0.2290	0.6846	0.4999
Visser-Trapezoidal-50	0.8068	0.2272		
Sole-Triangular-50	0.8034	0.2729	-1.1655	0.2548
Sole-Gausiano-50	0.8102	0.2541		
Sole-Triangular-50	0.8034	0.2729	-0.4950	0.6249
Sole-Trapezoidal-50	0.8049	0.2668		
Sole-Gausiano-50	0.8102	0.2541	1.1953	0.2432
Sole-Trapezoidal-50	0.8049	0.2668		
Carlos-Triangular-50	0.8582	0.1856	-1.7404	0.0941
Carlos-Gausiano-50	0.8639	0.1755		
Carlos-Triangular-50	0.8582	0.1856	1.6698	0.1074
Carlos-Trapezoidal-50	0.8548	0.1918		
Carlos-Gausiano-50	0.8639	0.1755	1.7163	0.0984
Carlos-Trapezoidal-50	0.8548	0.1918		

En todos los casos g.I.=25

Fuente: Elaboración propia.

Para encontrar el tipo de relación existente entre creencias asignadas a través de la teoría de Dempster-Shafer y las creencias reescaladas mediante el cálculo del incremento porcentual de la discrepancia entre dos eventos consecutivos, se han llevado a cabo regresiones lineales y no lineales entre ambos tipos de creencias en función de la memoria asociativa borrosa, tipo de conjunto borroso y nivel de solapamiento. En todos los casos se han encontrado mayores porcentajes de varianza explicada cuando se han utilizado regresiones no lineales del tipo (gráficos V.12, V.13 y V.14):

$$\text{Creencia Compensada} = K + p \text{Log}_{10}(\text{Creencia no Compensada}) \quad (38)$$

CUADRO V.19

Resultados de la comparación de las creencias medias compensadas en función de los conjuntos borrosos para las memorias asociativas borrosas Visser, Sole y Carlos y niveles de solapamiento del 10% a través de un test t-Student

Variables	Creencia media	Desviación estándar	t	p _a
Visser-Triangular-10	0.8354	0.1935	1.0622	0.2983
Visser-Gausiano-10	0.8067	0.2324		
Visser-Triangular-10	0.8354	0.1935	0.9859	0.3336
Visser-Trapezoidal-10	0.8085	0.2302		
Visser-Gausiano-10	0.8067	0.2324	-0.8936	0.3801
Visser-Trapezoidal-10	0.8085	0.2302		
Sole-Triangular-10	0.8108	0.2498	-0.8379	0.4100
Sole-Gausiano-10	0.8245	0.2501		
Sole-Triangular-10	0.8108	0.2498	-1.1690	0.2534
Sole-Trapezoidal-10	0.8179	0.2496		
Sole-Gausiano-10	0.8245	0.2501	0.3684	0.7156
Sole-Trapezoidal-10	0.8179	0.2496		
Carlos-Triangular-10	0.8582	0.1666	-1.0049	0.3245
Carlos-Gausiano-10	0.8710	0.1568		
Carlos-Triangular-10	0.8679	0.1666	1.0424	0.3072
Carlos-Trapezoidal-10	0.8673	0.1685		
Carlos-Gausiano-10	0.8710	0.1568	1.0113	0.3216
Carlos-Trapezoidal-10	0.8673	0.1685		

En todos los casos g.I.=25

Fuente: Elaboración propia.

donde **K** es una constante y **p** es un parámetro que multiplica a la variable independiente. En todos los casos excepto en uno, el porcentaje de varianza explicada superó el 70%. Cuando se utilizó la **MAB** Visser, conjunto borroso triangular y un nivel de solapamiento del 10%, la varianza explicada alcanzó el valor mínimo de 41.3%. En general, la varianza explicada cuando el nivel de solapamiento de los conjuntos borrosos era del 50% fue mayor que cuando el solapamiento era del 10 por ciento.

De la misma forma que en los expertos humanos, se ha comparado la creencia no compensada y compensada con la valoración final del diagnóstico. En **SEDPA** al utilizar los datos de las condiciones de confinamiento de los individuos aportados a los expertos humanos, el

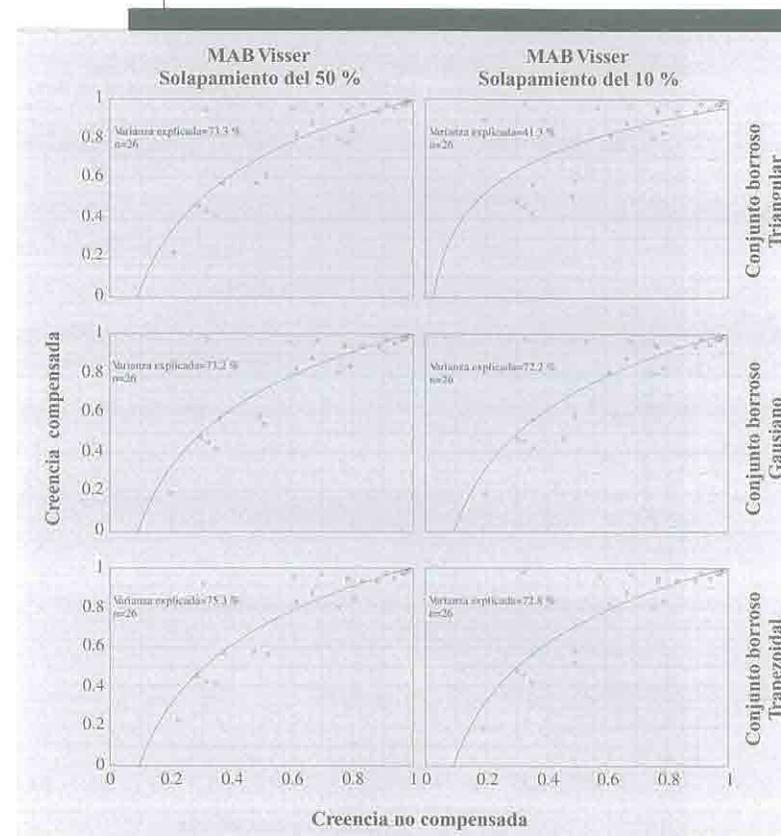
100 por ciento de las valoraciones se han encontrado entre 'Nada Prometedoras' y 'Muy Especulativas', estableciéndose correlaciones cercanas al cero y no significativas entre creencias y valoraciones. De este modo, el sistema perjudica a todos los grupos sintomáticos seleccionados al obtener puntuaciones a través de la expresión 34 en todos los casos inferiores al 50 %. Esto contrasta con los resultados obtenidos para los expertos humanos. En todos los casos se encontraron correlaciones significativas y coeficientes de determinación siempre por encima de 0.75 (gráficos V.4, V.7 y V.10).

V.6 Agrupación de diagnósticos individuales de SEDPA

La agrupación de los diagnósticos individuales en función del conjunto borroso y el nivel de solapamiento se ha llevado a cabo mediante la aplicación de un método de clasificación automática arborescente de datos conocida como análisis jerárquico de *clusters*. De este modo se unen en cada nivel de jerarquía los dos *clusters* más cercanos, utilizando como distancia multivariante la euclídea. Asimismo, para la unión en otro nivel jerárquico de los *clusters* más próximos, se han probado los algoritmos de clasificación jerárquica del enlace promedio y del enlace por mínima varianza (Ward) (Hair et al., 1999) obteniéndose resultados similares. La utilización del análisis de *clusters* muestra como en todos los casos excepto en uno, el grupo principal queda constituido por el diagnóstico llevado a cabo a través de las **MABs** Sole y Visser (gráficos V.15 y V.16).

GRÁFICO V.12

Regresiones no lineales entre creencias no compensadas y compensadas para la memoria asociativa Visser, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10%

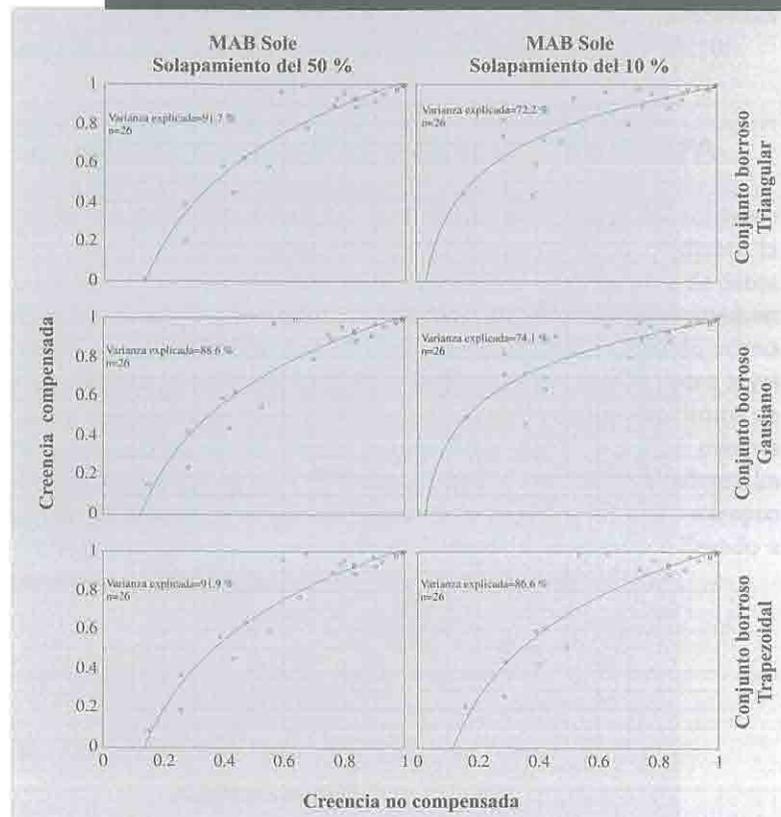


En cada regresión se indica el porcentaje de varianza explicada y el número de datos utilizados.

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.13

Regresiones no lineales entre crecías no compensadas y compensadas para la memoria asociativa Sole, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10%

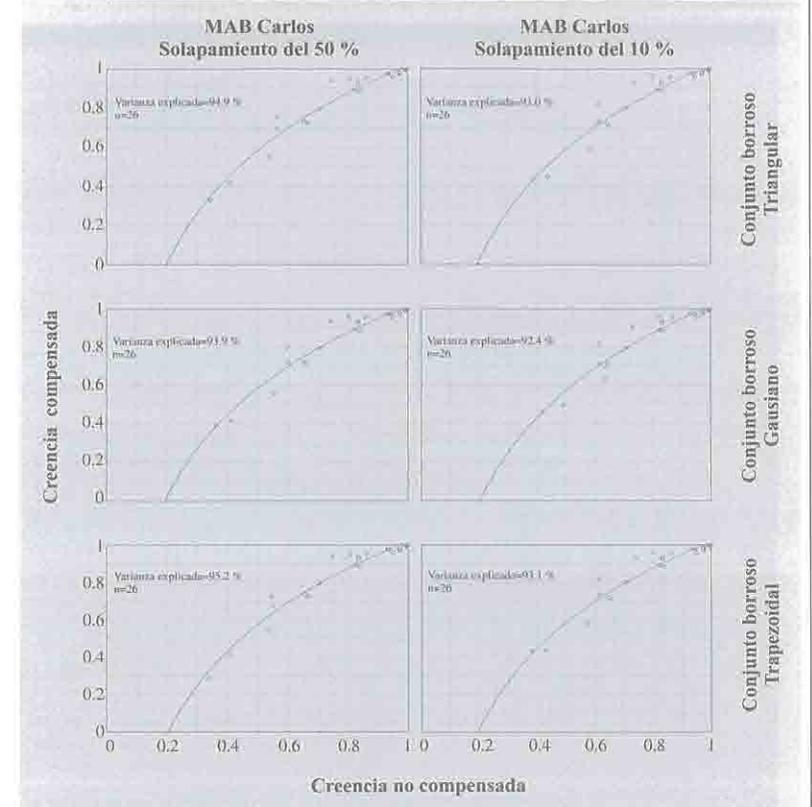


En cada regresión se indica el porcentaje de varianza explicada y el número de datos utilizados.

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.14

Regresiones no lineales entre crecías no compensadas y compensadas para la memoria asociativa Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10%

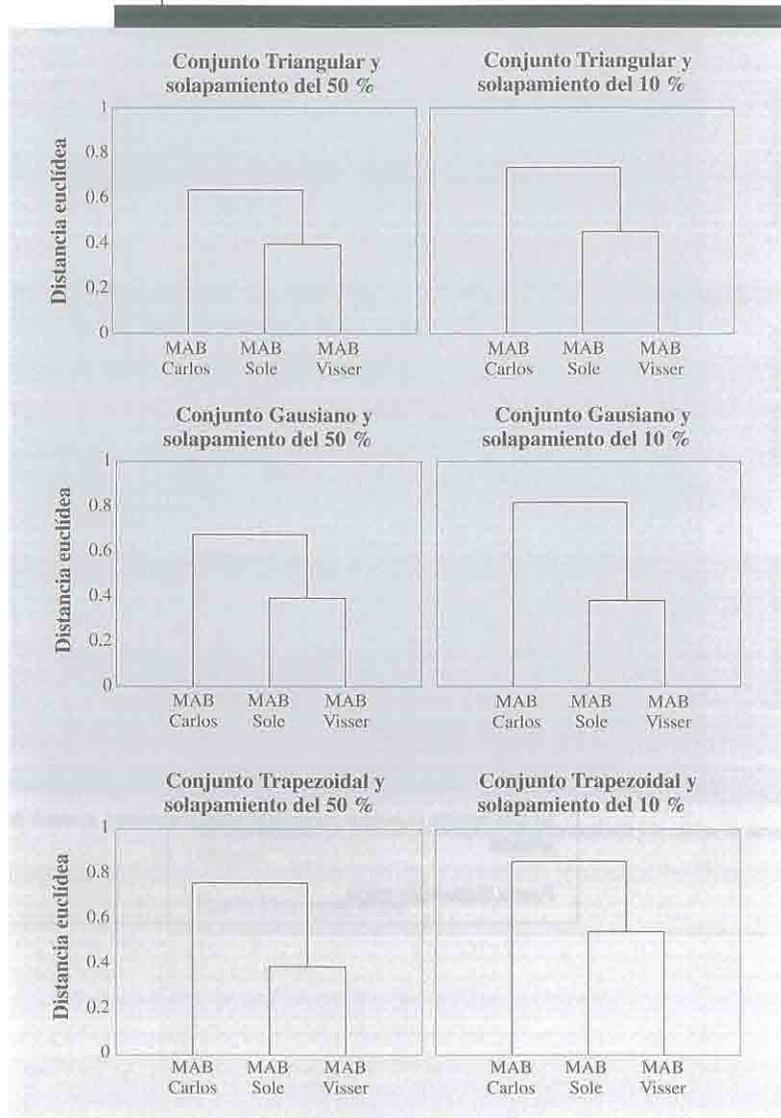


En cada regresión se indica el porcentaje de varianza explicada y el número de datos utilizados.

Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.15

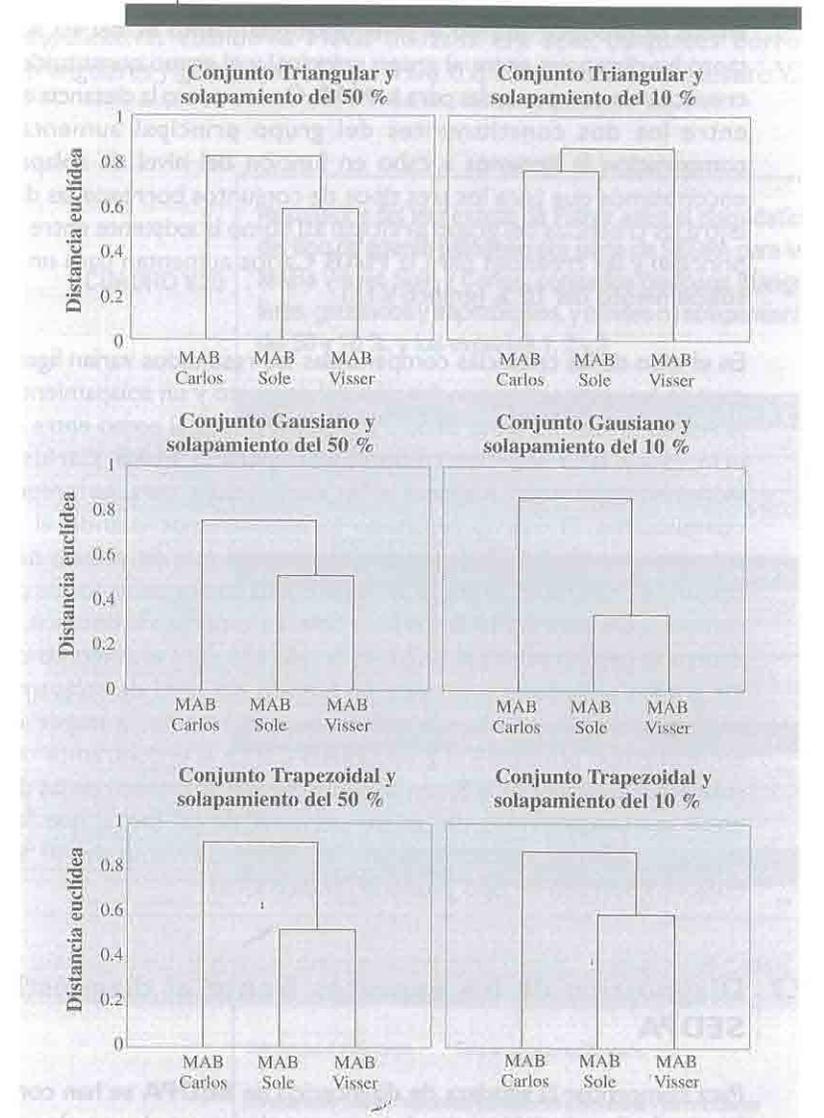
Dendrogramas que agrupan las creencias individuales no compensadas obtenidas para tres memorias asociativas borrosas distintas (Carlos, Sole y Visser) en función del conjunto borroso (triangular, gaussiano y trapezoidal) y niveles de solapamiento del 50 y 10%



Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO V.16

Dendrogramas que agrupan las creencias individuales compensadas obtenidas para tres memorias asociativas borrosas distintas (Carlos, Sole y Visser) en función del conjunto borroso (triangular, gaussiano y trapezoidal) y niveles de solapamiento del 50 y 10%



Fuente: Elaboración propia.

En función del tipo de conjunto borroso y un nivel de solapamiento del 50 %, podemos observar como las mayores distancias se encuentran entre el conjunto de creencias no compensadas para las **MAB** Sole y Visser o grupo principal y las creencias no compensadas para la **MAB** Carlos cuando el conjunto borroso es de tipo trapezoidal. Sin embargo cuando empleamos este tipo de conjunto borroso, las distancias entre las creencias no compensadas para las **MAB** Sole y Visser se hacen mínimas. El mismo efecto se produce cuando el nivel de solapamiento es del 10 %, aunque tanto las distancias entre el grupo principal y el grupo constituido por las creencias no compensadas para la **MAB** Carlos como la distancia existente entre los dos constituyentes del grupo principal aumentan. Si la comparación la llevamos a cabo en función del nivel de solapamiento, encontramos que para los tres tipos de conjuntos borrosos las distancias entre las creencias del grupo principal así como la existente entre el grupo principal y las creencias para la **MAB** Carlos aumentan para un nivel de solapamiento del 10 % (gráfico V.15).

En el caso de las creencias compensadas los resultados varían ligeramente cuando las comparamos en función del conjunto y un solapamiento del 50 %. Así, las distancias tanto dentro del grupo principal como entre el grupo principal y las creencias compensadas para la **MAB** Carlos se ven incrementadas y son mayores a las encontradas para las creencias no compensadas. El mismo resultado lo encontramos cuando el nivel de solapamiento es del 10 %, con la diferencia de que en el caso de utilizar conjuntos triangulares, el grupo principal queda conformado por las creencias compensadas para la **MAB** Carlos y Sole. En este caso la distancia euclídea dentro del grupo principal (0.76) es la más alta para el conjunto de todos los grupos principales formados. En función del nivel de solapamiento, al igual que sucedía con las creencias no compensadas, la mayor distancia entre el grupo principal y el grupo **MAB** Carlos la encontramos cuando el solapamiento es del 10 %. Sin embargo, no sucede lo mismo con las distancias entre los componentes del grupo principal, de tal forma que la menor distancia (0.34) se encuentra en el nivel de solapamiento del 10 % con un conjunto borroso de tipo gaussiano (gráfico V.16).

V.7 Diagnóstico de los expertos frente al diagnóstico de SEDPA

Para comprobar la agudeza de diagnóstico de **SEDPA** se han comparado los resultados obtenidos por el sistema con los aportados por los expertos a través del un test exacto de Fisher. De esta forma tanto para el *experto 1*

como para el *experto 2* se puede observar que no se encuentran diferencias significativas en el diagnóstico del tipo de agente etiológico teniendo en cuenta para el sistema las respuestas consideradas como correctas, las memorias asociativas borrosas Visser, Sole y Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10 %, y considerando tanto las respuestas correctas como aproximadas de los expertos. En el caso del *experto 3* tampoco se encontraron diferencias significativas cuando la **MAB** utilizada era Sole, conjuntos borrosos triangulares y gaussianos al 50 y 10 % y trapezoidales al 10 % (cuadro V.20).

CUADRO V.20

Resultados del test exacto de Fisher entre el diagnóstico del tipo de agente patógeno por parte de SEDPA para las **MABs** Visser, Sole y Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10 %, y los expertos 1, 2 y 3

	Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
MAB Visser, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=55, p _α =0.0686; Exp. 2: n=55, p _α =0.1229; 'Exp. 3: n=49, p _α =0.0370')	Acierto	25-22 [*]	23	24
	Fallo	1-1 [*]	6	5
MAB Sole, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-10 (Exp. 1: n=55, p _α =0.1636; Exp. 2: n=55, p _α =0.2587; 'Exp. 3: n=49, p _α =0.1000')	Acierto	24-21 [*]	23	24
	Fallo	2-2 [*]	6	5
MAB Sole, Trapezoidal-50 (Exp. 1: n=54, p _α =0.0759; Exp. 2: n=54, p _α =0.1434; 'Exp. 3: n=48, p _α =0.0425')	Acierto	24-21 [*]	23	24
	Fallo	1-1 [*]	6	5
MAB Carlos, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=55, p _α =0.0686; Exp. 2: n=55, p _α =0.1229; 'Exp. 3: n=49, p _α =0.0370')	Acierto	25-22 [*]	23	24
	Fallo	1-1 [*]	6	5

* Diferencias significativas. † Sólo se consideran 26 casos.

Considerando sólo las respuestas correctas para el sistema y las respuestas correctas y aproximadas para los expertos

Fuente: Elaboración propia.

Sin embargo, si además de las respuestas correctas de **SEDPA**, se consideran las aproximadas, comprobamos que para el *experto 1* y utilizando tanto la **MAB Visser** como Carlos, se detectan diferencias significativas marginales para todos los conjuntos borrosos y todos los niveles de solapamiento (**MAB Visser** y Carlos; $n=58$; $p_{\alpha}=0.0510$), así como cuando se utiliza la **MAB Sole** con conjuntos trapezoidales y niveles de solapamiento del 50 %. En el caso del *experto 2* en ningún caso se encuentran diferencias significativas, mientras que con el *experto 3* se detectan en todos los casos excepto cuando se utiliza la **MAB Sole**, conjuntos triangulares y gaussianos al 50 y 10 % y trapezoidales al 10 % (cuadro V.21).

CUADRO V.21

Resultados del test exacto de Fisher entre el diagnóstico del tipo por parte de SEDPA para las MABs Visser, Sole y Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10 %, y los expertos 1, 2 y 3

	Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 ¹
Acierto	28-25 ¹	23	24	19
Fallo	1-1 ¹	6	5	7
MAB Visser, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0510$ ¹ ; Exp. 2: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0968$; Exp. 3: $n=52$, $p_{\alpha}=0.0248$ ¹)				
	Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 ¹
Acierto	27-24 ¹	23	24	19
Fallo	2-2 ¹	6	5	7
MAB Sole, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-10 (Exp. 1: $n=58$, $p_{\alpha}=0.1265$; Exp. 2: $n=58$, $p_{\alpha}=0.2114$; Exp. 3: $n=52$, $p_{\alpha}=0.0700$)				
	Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 ¹
Acierto	28-25 ¹	23	24	19
Fallo	1-1 ¹	6	5	7
MAB Sole, Trapezoidal-50 (Exp. 1: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0510$ ¹ ; Exp. 2: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0968$; Exp. 3: $n=52$, $p_{\alpha}=0.0248$ ¹)				
	Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 ¹
Acierto	28-25 ¹	23	24	19
Fallo	1-1 ¹	6	5	7
MAB Carlos, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0510$ ¹ ; Exp. 2: $n=58$, $p_{\alpha}=0.0968$; Exp. 3: $n=52$, $p_{\alpha}=0.0248$ ¹)				

¹ Diferencias significativas marginales.

* Diferencias significativas. ¹ Sólo se consideran 26 casos.

Considerando las respuestas correctas y aproximadas del sistema y los expertos

Fuente: Elaboración propia.

Las diferencias se ven acentuadas cuando se comparan los resultados del diagnóstico del agente patológico específico. Se comprueba en todos los casos que **SEDPA** es más sensible que los *expertos 1, 2 y 3*. Asimismo, al igual que ocurre con el diagnóstico del tipo encontramos que el nivel de sensibilidad del sistema varía en función de la memoria asociativa borrosa, tipo de conjunto borroso y nivel de solapamiento. De esta forma, las mayores diferencias significativas para los tres expertos las encontramos cuando se utilizan las **MABs Visser** (Experto 3: $n=45$, $p_{\alpha}<0.0001$) o Carlos (Experto 3: $n=45$, $p_{\alpha}<0.0001$) con todas las posibles configuraciones, mientras que el sistema es menos sensible cuando se emplea la **MAB Sole**, conjunto borroso triangular y nivel de solapamiento del 10 % ($n=48$; $p_{\alpha}=0.0034$) (Cuadro V.22).

De la misma forma que se hizo con el tipo de agente patógeno, cuando se tienen en cuenta al mismo tiempo las respuestas clasificadas como correctas así como las aproximadas, en todos los casos las diferencias encontradas entre las respuestas de **SEDPA** y los *expertos 1, 2 y 3* son significativas (cuadro V.23).

CUADRO V.22

Resultados del test exacto de Fisher entre el diagnóstico del agente patológico específico por parte de SEDPA para las MABs Visser, Sole y Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10 %, y expertos 1, 2 y 3

Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	20-18 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Visser, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=50, p _α =0.0003 [‡] ; Exp. 2: n=50, p _α =0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=45, p _α <0.0001 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	19-16 [‡]	14	13
Fallo	2-2 [‡]	15	16
MAB Sole, Triangular-50, Gaussiano-50, Trapezoidal-10 (Exp. 1: n=50, p _α =0.0018 [‡] ; Exp. 2: n=50, p _α =0.0009 [‡] ; Exp. 3: n=44, p _α =0.0004 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	17-15 [‡]	14	13
Fallo	2-2 [‡]	15	16
MAB Sole, Triangular-10 (Exp. 1: n=48, p _α =0.0034 [‡] ; Exp. 2: n=48, p _α =0.0017 [‡] ; Exp. 3: n=43, p _α =0.0006 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	19-17 [‡]	14	13
Fallo	2-2 [‡]	15	16
MAB Sole, Gaussiano-10 (Exp. 1: n=50, p _α =0.0018 [‡] ; Exp. 2: n=50, p _α =0.0009 [‡] ; Exp. 3: n=45, p _α =0.0002 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	18-16 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Sole, Trapezoidal-50 (Exp. 1: n=48, p _α =0.0007 [‡] ; Exp. 2: n=48, p _α =0.0003 [‡] ; Exp. 3: n=43, p _α =0.0001 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	20-18 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Carlos, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=50, p _α =0.0003 [‡] ; Exp. 2: n=50, p _α =0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=45, p _α <0.0001 [‡])			

* Diferencias significativas. † Sólo se consideran 26 casos.

Considerando sólo las respuestas correctas para el sistema y las respuestas correctas y aproximadas para los expertos

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.23

Resultados del test exacto de Fisher entre el diagnóstico del agente patológico específico por parte de SEDPA para las MABs Visser, Sole y Carlos, conjuntos borrosos triangulares, gaussianos y trapezoidales, y niveles de solapamiento del 50 y 10%

Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	28-25 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Visser, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 2: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=52, p _α <0.0001 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	27-24 [‡]	14	13
Fallo	2-2 [‡]	15	16
MAB Sole, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-10 (Exp. 1: n=58, p _α =0.0002 [‡] ; Exp. 2: n=58, p _α =0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=52, p _α <0.0001 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	28-25 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Sole, Trapezoidal-50 (Exp. 1: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 2: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=52, p _α <0.0001 [‡])			
Diagnóstico SEDPA	Experto 1	Experto 2	Experto 3 [†]
Acierto	28-25 [‡]	14	13
Fallo	1-1 [‡]	15	16
MAB Carlos, Triangular-50-10, Gaussiano-50-10, Trapezoidal-50-10 (Exp. 1: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 2: n=58, p _α <0.0001 [‡] ; Exp. 3: n=52, p _α <0.0001 [‡])			

* Diferencias significativas. † Sólo se consideran 26 casos.

Considerando las respuestas correctas y aproximadas del sistema y los expertos 1, 2 y 3

Fuente: Elaboración propia.

V.8 Selección de la mejor configuración de SEDPA

La selección de la mejor configuración de funcionamiento de SEDPA que proporcione al sistema un comportamiento estable tiene que llevarse a cabo a tres niveles distintos. El primero de ellos viene definido por la memoria asociativa. Así, si observamos los resultados obtenidos tras el análisis preliminar de las memorias asociativas como el de la agrupación de los diagnósticos individuales de SEDPA, podemos comprobar como las MABs que presentan unas respuestas de la creencia más alejadas son Visser y Carlos, quedando las respuestas aportadas mediante la utilización

de la **MAB** Sole más cercanas a Visser que a Carlos. Por otra parte, la **MAB** que hace que el sistema se comporte de una forma más caótica es Sole como puede ser comprobado después del análisis de las respuestas de **SEDPA**. A pesar de que el comportamiento del programa es parecido cuando se utilizan las **MABs** Carlos y Visser a nivel de diagnóstico, también se ha comprobado que al comparar las creencias medias para los 29 casos con distintos conjuntos borrosos y niveles de solapamiento, siempre se obtienen marcadas diferencias significativas. Estas diferencias se deben a que las creencias obtenidas cuando se utiliza la **MAB** Visser son las más bajas mientras que cuando se utiliza la **MAB** Carlos las creencias son las más altas, lo que quiere decir que para un diagnóstico cualquiera, la **MAB** Carlos proporciona un nivel de creencia mayor. Esto podría clarificar la respuesta del usuario del programa cuando el diagnóstico es correcto, pero también puede hacer que se equivoque en mayor medida. Así podemos establecer que teniendo en cuenta tan sólo el primer nivel de estabilidad del sistema, la memoria asociativa borrosa que presenta un comportamiento más constante y conservador frente a su respuesta es Visser.

El segundo nivel de estabilidad viene determinado por el tipo de conjunto borroso. De esta forma el análisis de los resultados tras la comparación de las tasas de acierto para todas las memorias asociativas, conjuntos borrosos y niveles de solapamiento nos proporciona como solución óptima el empleo de conjuntos borrosos de forma trapezoidal, ya que con este tipo de conjuntos se consiguen las tasas de acierto más altas incluso cuando la memoria asociativa borrosa utilizada es Sole.

Por último es necesario establecer el nivel de solapamiento que proporcione los mejores resultados. Este puede ser determinado analizando las respuestas del sistema cuando utiliza conjuntos borrosos trapezoidales y la memoria asociativa que ofrece peores resultados (Sole). Esto es así debido a que los resultados conseguidos cuando se utiliza la **MAB** Visser son constantes para cualquier conjunto borroso y nivel de solapamiento. De esta forma se comprueba que al utilizar la **MAB** Sole con conjuntos borrosos trapezoidales, las mejores tasas de acierto se obtienen con un nivel de solapamiento del 50 %. Se puede establecer que el mejor comportamiento del sistema lo vamos a conseguir utilizando la **MAB** Visser, con conjuntos borrosos trapezoidales y niveles de solapamiento del 50 %.

La selección de la configuración óptima de funcionamiento se ve reforzada mediante el análisis del conflicto de evidencia. Así cuando se calcula el valor promedio del conflicto para cada una de las seis configuraciones por memoria asociativa y para cada caso que presenta conflicto (Casos 14 y 20), se observa que el menor valor de conflicto medio para creencias

se obtienen con la **MAB** Visser ([con=media \pm desviación estándar] Visser-Caso 14: con=0.5443 \pm 0.0294; Visser-Caso 20: con=0.9311 \pm 0.0185; Sole-Caso 14: con=0.6014 \pm 0.0694; Sole-Caso 20: con=1.1871 \pm 0.0779; Carlos-Caso 14: con=1.0487 \pm 0.0208; Carlos-Caso 20: con=1.6985 \pm 0.0025).

V.9 Análisis de las respuestas de SEDPA con reducción de información

Para afinar aun más el diagnóstico de **SEDPA** se ha repetido el proceso llevado a cabo en apartados anteriores pero haciendo que la información suministrada al sistema sea más confusa. Así se han eliminado aquellos casos en los que el número de síntomas era menor o igual a 2, y en el resto de casos aquellos síntomas asociados a una única patología. Es decir, se han seleccionado aquellos casos con reducción de información. De este modo evitamos la preselección y la alta creencia asociada a estas patologías a través de la teoría de Dempster-Shafer. En estas condiciones el número de casos a evaluar se reduce por el número de síntomas a 24 de los que en tan solo 5 ocasiones se produce eliminación de síntomas asociados a una única patología (Casos 1, 3, 5, 7 y 13) (cuadro V.24). En esta nueva evaluación de **SEDPA**, la configuración del programa es la establecida como óptima en el apartado V.8, es decir, la memoria asociativa Visser, conjunto borroso trapezoidal y nivel de solapamiento del 50 por ciento.

Los resultados del nuevo diagnóstico de **SEDPA** para los cinco casos seleccionados muestran como excepto en el caso número 1, en el que el diagnóstico correcto era Virus-EVE y se obtiene Virus/Bacteria-EVE/Vibrio, las conclusiones obtenidas por el sistema son parecidas a las conseguidas a través de los síntomas originales. La diferencia fundamental en el segundo diagnóstico la encontramos en el valor de la creencia. Mientras que en el diagnóstico original la creencia en todos los grupos se encontraba entre el 0.8818 y 0.9788, en el diagnóstico con eliminación de síntomas no superó el 0.8080 del caso 3, alcanzándose el valor mínimo en el caso 13 (0.4668). Es en este último caso donde se produce una mayor regresión de la creencia a pesar de que se elimina un único síntoma de cuatro de los que constaba originalmente. Este mismo efecto se produce en el caso 1 aunque no es tan pronunciado como en el caso 13 a pesar de una reducción de dos síntomas de un total de seis. Las diferencias en las creencias son menos acentuadas cuando comparamos las creencias compensadas a través del incremento de discrepancia entre grupos sintomáticos. Así se puede observar como el único caso en el que no se produce un solapamiento de los límites de confianza es en el caso 13. A pesar de ello, la creencia compensada más optimista alcanza el valor de 0.6278 (cuadro V.25).

CUADRO V.24

Selección de casos para el análisis de las respuestas de SEDPA bajo reducción de información

Caso	Estándar oro (tipo-género)	Nº de síntomas originales	Nº de síntomas finales	Eliminación	Selección
1	Virus-EVE	6	4	No	Si
2	Virus-EVE	4	4	No	No
3	Bacteria-Vibrio	7	5	No	Si
4	Bacteria-Vibrio	3	3	No	No
5	Bacteria-Aeromonas	8	6	No	Si
6	Bacteria-Pseudomonas	5	5	No	No
7	Bacteria-Flexibacter	6	5	No	Si
8	Bacteria-Edwardsiella	7	7	No	No
9	Bacteria-Yersinia	5	5	No	No
10	Otro-Dermocystidium	4	4	No	No
11	Hongo-Saprolegnia	3	0	Si	No
12	Otro-Papilomatosis	2		Si	No
13	Parásito-Dactylogyrus	4	3	No	Si
14	Parásito-Trichodina	3	3	No	No
15	Parásito-Myxidium	4	4	No	No
16	Parásito-Myxobolus	4	2	Si	No
17	Parásito-Ichtyobodo	4	4	No	No
18	Parásito-Henneguya	4	4	No	No
19	Parásito-Elmeria	1		Si	No
20	Parásito-Ergasilus	6	6	No	No
21	Parásito-Argulus	5	5	No	No
22	Parámetro físico-químico-NO ₂	2		Si	No
23	Parámetro físico-químico-NH ₃	3	3	No	No
24	Parámetro físico-químico-Saturación de O ₂	4	0	Si	No
25	Parámetro físico-químico-Subsaturación de O ₂	1		Si	No
26	Parámetro físico-químico-Turbidez	1		Si	No
27	Parásito-Gyrodactylus	4	4	No	No
28	Parásito-Ichthyophthirius	3	3	No	No
29	Parásito-Anguillicola	3	2	Si	No

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO V.25

Comparación de los resultados obtenidos por SEDPA para cinco casos en los que se utilizan los síntomas originales y aquellos asociados a más de una patología

Diagnóstico de SEDPA con los síntomas originales						
Caso	Estándar oro (tipo-género)	Diagnóstico SEDPA	Creencia	Creencia compensada	LC _i	LC _s
1	Virus-EVE	Virus-EVE	0.9721	0.9721	0.9148	0.9953
3	Bacteria-Vibrio	Bacteria-Vibrio	0.9788	0.9834	0.9326	0.9988
5	Bacteria-Aeromonas	Bacteria-Aeromonas	0.9779	0.9800	0.9245	0.9986
7	Bacteria-Flexibacter	Bacteria-Flexibacter	0.8818	0.9297	0.8558	0.9715
13	Parásito-Dactylogyrus	Parásito-Dactylogyrus	0.9110	0.9743	0.9194	0.9957

Diagnóstico de SEDPA tras la eliminación de síntomas asociados a una única patología						
Caso	Estándar oro (tipo-género)	Diagnóstico SEDPA	Creencia	Creencia compensada	LC _i	LC _s
1	Virus-EVE	Virus/Bacteria-EVE/Vibrio	0.5674	0.7441	0.6348	0.8353
3	Bacteria-Vibrio	Bacteria-Vibrio	0.8080	0.9321	0.8598	0.9736
5	Bacteria-Aeromonas	Bacteria-Aeromonas	0.8011	0.9442	0.8750	0.9805
7	Bacteria-Flexibacter	Bacteria-Flexibacter	0.6448	0.9244	0.8470	0.9681
13	Parásito-Dactylogyrus	Parásito-Dactylogyrus	0.4668	0.4975	0.3676	0.6278

LC_i = Límite Inferior de Confianza al 95 %; LC_s = Límite Superior de Confianza al 95 %

Fuente: Elaboración propia.

V.10 Respuesta del subsistema sugerencia o motor proposicional

Para comprobar la respuesta del subsistema sugerencia o motor proposicional se han seleccionado casos en los que el número de síntomas tras la eliminación de aquellos que se encontrasen asociados a una única patología fuese mayor a dos y a través de los cuales la respuesta del sistema fue tan solo aproximada. Bajo estas condiciones el número de casos totales seleccionados fue cinco (Casos 4, 6, 8, 17 y 21). Con estos cinco casos y con la configuración óptima para el programa se llevó a cabo nuevamente el diagnóstico con **SEDPA** preguntándole al final del proceso su sugerencia para poder seguir.

Para el primero de los casos (Caso 4) **SEDPA** selecciona cuatro posibles patologías asociadas al último síntoma introducido: *V. anguillarum*, *P. anguilliseptica*, *E. tarda* y *Y. ruckeri*. Cuando se le pide al sistema una sugerencia

para poder continuar el proceso de diagnóstico, éste construye las matrices CCL_{sel} y CD_{sel} (apartado IV.4) de la que se extraen seis y siete etiquetas sintácticas respectivamente que cumplen las ecuaciones 29 y 30. De la matriz CCL_{sel} , cuatro etiquetas sintácticas quedan asociadas a *P. anguilliseptica* con un valor promedio del factor de impacto (ecuación 33) de 87.96 ± 11.86 , una se relaciona con *V. anguillarum* (factor de impacto=88.89) y otra con *E. tarda* (factor de impacto=85.19). En la segunda matriz (CD_{sel}) SEDPA extrae un total de siete etiquetas de las cuales cuatro se agrupan con *V. anguillarum* (factor de impacto promedio=92.6 \pm 5.24), dos con *Y. ruckeri* (factor de impacto promedio=90.75 \pm 7.86) y una con *P. anguilliseptica* (factor de impacto=85.19). Teniendo en cuenta las dos matrices se puede observar que la respuesta del usuario va a tener una mayor importancia sobre el diagnóstico final del sistema y sobre la creencia global del grupo sintomático si selecciona las etiquetas asociadas a *V. anguillarum* y *P. anguilliseptica*, tanto si la respuesta es 'SI' como si es 'NO'.

En el Caso 6 el motor proposicional extrae cinco etiquetas de la matriz CCL_{sel} y ocho de la CD_{sel} . Estas etiquetas se reparten entre cinco patologías (*V. anguillarum*, *P. anguilliseptica*, *E. tarda*, *F. columnaris* y *A. hydrophila*) seleccionadas después de la introducción del último síntoma. En esta ocasión el subsistema de sugerencia se comporta de forma parecida al caso anterior aunque las diferencias entre factores de impacto promedio se reducen. En la primera matriz el factor de impacto más alto lo alcanza *P. anguilliseptica* (3 etiquetas; 93.83 \pm 2.14) mientras que en la segunda el máximo valor es alcanzado por *V. anguillarum* (3 etiquetas; 95.06 \pm 2.14). Como se puede observar, en el Caso 6 la decisión del usuario va a tener incluso más importancia que en el Caso 4.

En el Caso 8 encontramos que el número de patologías seleccionadas después del último síntoma coinciden con el diagnóstico final de SEDPA (*E. tarda* y *V. anguillarum*). De la misma forma que en los dos casos anteriores, el factor de impacto promedio más elevado se asocia a *V. anguillarum* (3 etiquetas en la matriz CCL_{sel} : 87.04 \pm 2.62; 6 etiquetas en la matriz CD_{sel} : 85.92 \pm 15.58) frente al valor más bajo de *E. tarda* (1 etiqueta en la matriz CCL_{sel} : 85.19).

En los Casos 17 y 21 se produce una circunstancia que no había sucedido en los anteriores. Después de la introducción del último síntoma el número de patologías seleccionadas para el Caso 17 son seis: *A. hydrophila*, *V. anguillarum*, *P. anguilliseptica*, *F. columnaris*, *E. tarda*, *Ichtyobodo* sp. y *Ergasilus* sp., y para el Caso 21 ocho: *D. anguillae*, *A. hydrophila*, *V. anguillarum*, *P. anguilliseptica*, EVE, *Ergasilus* sp., *Argulus* sp., y Efecto Saturación de Oxígeno.

Sin embargo, en ambos casos cuando se le requiere al sistema una sugerencia, las etiquetas seleccionadas se reparten entre patologías entre las que no se encuentra ni *Ichtyobodo* sp. (Caso 17) ni *Argulus* sp. (Caso 21). Así, el factor de impacto promedio más alto para el Caso 17 lo encontramos en *Ergasilus* sp. asociado a la matriz CCL_{sel} (96.06 \pm 4.90) y el más bajo es el de *F. columnaris* asociado a la matriz CD_{sel} (85.19 \pm 11.12), mientras que en el Caso 21 el factor de impacto medio más alto se encuentra compartido entre *V. anguillarum*, EVE y Efecto Saturación de Oxígeno (96.30 \pm 0.00) mientras que el más bajo se asocia a *Ergasilus* sp. (1 etiqueta en la matriz CD_{sel} : 85.19).



Discusión

Capítulo VI

VI. DISCUSIÓN

La realización de trabajos previos en el campo de los sistemas expertos aplicados a la acuicultura han demostrado que este tipo de programas pueden ser de utilidad en una gran variedad de propósitos como el análisis financiero, manejo de la producción, formulación de raciones alimentarias, monitorización, control, diagnóstico y tratamiento de enfermedades, las cuales están íntimamente relacionadas con la correcta gestión de los sistemas de producción en medio acuático.

Zeldis y Prescott (2000) desarrollaron el sistema FISH-VET que es capaz de trabajar con multitud de especies y diagnosticar gran cantidad de patologías asociadas al manejo y cultivo de peces. Este tipo de sistemas abiertos a una gran cantidad de posibles entradas y salidas tienen el inconveniente de que es difícil que alcancen una solución particular, ya que este tipo de eventos complica la construcción de las bases de datos o bases de conocimiento del cual se nutre el sistema. De esta forma, un sistema con un dominio de funcionamiento más restringido puede alcanzar soluciones que faciliten la labor de los técnicos encargados de la política sanitaria de la explotación. Sin embargo, sistemas muy particularizados y contruidos bajo hipótesis de trabajo especiales (falta de datos, información confusa o redundante) pueden implicar una inversión económica y temporal excesivamente alta. Además, en este tipo de sistemas el conocimiento suele incorporarse en forma de reglas, por lo que la ampliación o modificación del conocimiento suele ser compleja e implica la intervención del diseñador del programa, lo que puede suponer importantes gastos de mantenimiento. Estos factores hacen que el número de programas con estas características en el mercado no sea excesivamente abundante.

SEDPA conjuga las ventajas de los dos tipos de sistemas descritos anteriormente y evita alguno de sus problemas. Por una parte es un programa cuyo dominio de trabajo se reduce a una única especie (la anguila europea). Esto implica respuestas muy concretas y particularizadas, por lo que la agudeza del diagnóstico probablemente es mayor que la alcanzada por sistemas de propósito general. Además **SEDPA** va a ser utilizado por usuarios cuyo ámbito de trabajo es la anguila, por lo que tanto los posibles fallos en el diseño del sistema así como los errores contenidos en las bases de conocimiento van a ser más fácilmente detectables.

Por otro lado, el conocimiento adquirido por **SEDPA** parte del propósito general y no se encuentra almacenado en forma de reglas. Esto transfiere

al sistema una gran versatilidad ya que para la ampliación o modificación del conocimiento no es necesario la intervención del diseñador, sino que es el propio usuario el que lleva a cabo la ampliación o modificación a través del módulo de aprendizaje. Esto quiere decir que el comportamiento y las conclusiones obtenidas por **SEDPA** implementado en dos explotaciones pueden ser totalmente distintas, simplemente por una adaptación del sistema por los técnicos correspondientes a condiciones de explotación diferentes (localización, productividad, mortalidad, etc.). Aun más, el sistema puede ser útil a otras explotaciones que no sean de anguillas cuyos niveles de información sean semejantes con tal de sustituir las relaciones binarias de las bases de Conocimiento del Dominio Principal. Esto es posible gracias a que la obtención de conclusiones por el motor de inferencia del programa es independiente de reglas que relacionen a éste con la especie en concreto. Es decir, el sistema es capaz de obtener conclusiones a partir de la propia información contenida en las bases de conocimiento, en lugar de utilizar esta información para hacer cumplir reglas predeterminadas en el motor de inferencia. Así como en cualquier otro sistema experto, cuanto más información cierta sea incorporada a las bases de conocimiento, más aproximadas serán las conclusiones aunque no a costa de la construcción de nuevas reglas.

Como se puede comprobar, la independencia de reglas aporta importantes ventajas, aunque desgraciadamente también grandes inconvenientes. De esta forma, un sistema basado en reglas como GOLDFINDER (Hawkes, 1992), MUNIN (Andreassen *et al.*, 1995) o XPHEMO (Nguyen *et al.*, 1996) puede proporcionar al usuario valiosa información sobre el proceso de razonamiento que ha llevado a cabo el sistema hasta obtener sus conclusiones, simplemente retrocediendo a través de las reglas satisfechas. Este tipo de razonamiento hacia atrás no es posible en **SEDPA** debido a la inexistencia de dichas reglas, convirtiendo al sistema en una especie de 'caja negra'.

VI.1 Respuestas de los expertos humanos

El análisis de las respuestas aportadas por los tres expertos evaluadores mostraron distintos comportamientos frente a las encuestas. De la forma de responder se puede establecer una jerarquía en cuanto al conocimiento soportado por cada experto. Tanto para el *experto 1* como para el *experto 3* no hubo diferencias significativas entre las frecuencias de agentes patógenos reales o 'estándar oro' y las frecuencias obtenidas como consecuencia de sus respuestas, mientras que para el *experto 2* si se obtuvieron diferencias. Esto indica que tanto el *experto 1* como el *3* no

centraron su respuesta en ninguno de los tipos de agentes patógenos. En el caso del *experto 2* estas diferencias se debieron fundamentalmente a la incorporación de un nuevo grupo (además de los establecidos por los estándares oro) que se encontraba constituido por aquellos casos en los que el diagnóstico estaba compuesto por más de un agente patógeno. Sin embargo, a pesar de que el *experto 3* también incorpora este nuevo grupo, el test χ^2 no mostró la presencia de diferencias significativas ya que éste sitúa en ese nuevo grupo tan solo tres casos. Por tanto, se muestra un carácter más arriesgado en el diagnóstico del *experto 1* y *3* frente al *experto 2*, el cual es más conservador, debido posiblemente a la mayor experiencia de los *expertos 1* y *3*. Esto queda de manifiesto cuando al responder sobre el agente etiológico específico, la mayor disminución en la tasa de acierto se produce en el *experto 2*.

Cuando se comparan las frecuencias de los agentes etiológicos y las frecuencias de los agentes en las respuestas acertadas y falladas nuevamente se puede observar que para los *expertos 1* y *3* no se encuentran diferencias significativas. Es decir, ambos expertos tienden a equivocarse y a acertar más en aquellos agentes patológicos donde encontramos más casos. Sin embargo cuando se lleva a cabo el mismo proceso con el *experto 2* se encuentran marcadas diferencias significativas. De este modo, el *experto 2* tiende a responder con un grupo de agentes (normalmente 2) cuando se encuentra con síntomas o con combinación de síntomas que desconoce a pesar de lo cual suele errar la respuesta.

Cuando los expertos asignaron niveles de creencias a sus diagnósticos, los tres respondieron de la misma forma ya que no se encontraron asociaciones estadísticas entre tipos de creencia y respuestas correctas e incorrectas. Sin embargo, la valoración final del diagnóstico fue tratada de forma distinta por los tres expertos. Mientras que para los *expertos 2* y *3* se obtuvieron diferencias significativas entre las frecuencias de los tipos de valoraciones y las frecuencias de las valoraciones en respuestas correctas e incorrectas, en el *experto 1* estas diferencias no llegaron a ser estadísticamente aceptables. En el caso del *experto 3*, estas diferencias se debieron a que una gran parte de los casos diagnosticados incorrectamente fueron asignados a la categoría 'Valoración Prometedora'. En el *experto 2*, la asignación prioritaria de los diagnósticos incorrectos se llevó a cabo en la categoría 'Valoración Especulativa', siendo la mayor parte de los diagnósticos clasificados como 'Valoración Muy Prometedora' correctos. Es decir, tanto el *experto 2* como el *3* llevan a cabo valoraciones finales optimistas mientras que en el *experto 1* no se detecta una tendencia clara a valorar positiva o negativamente en función de que la respuesta sea correcta o incorrecta, por lo que en este aspecto se presenta más conservador.

Quizás algo más sorprendente sea la valoración final, ya que prácticamente los tres coincidieron en la dificultad que supone llevar a cabo un diagnóstico a través de este tipo de encuestas. Más concretamente apuntaron de forma general la ausencia de datos precisos sobre la calidad del agua, historial clínico, manejo de animales previo a la observación de la enfermedad (clasificaciones, traspasos, etc.), evolución de la enfermedad, tratamientos recibidos, número de muertos y consumo de alimento. Todos esos aspectos son necesarios para una correcta valoración final del diagnóstico y **SEDPA** los tiene en cuenta a través de las reglas **A-A**, pero para los casos en estudio los datos disponibles eran muy limitados. Sin embargo, se han encontrado en los tres casos una alta correlación significativa entre el nivel de creencia asignado teniendo en cuenta tan solo los síntomas y la valoración final teniendo en cuenta además las condiciones físico-químicas y ambientales de los individuos. De esta forma, cuando la creencia asignada por el experto era 'Alta' la valoración final era 'Prometedora', y cuando la creencia era 'Muy baja' la valoración era 'Nada prometedor', indicando que la valoración final (apartado 4 de la encuesta) estaba condicionada básicamente por el nivel de creencia asignado en apartados anteriores (2 y 3). **SEDPA** en cambio, evalúa en todo momento la valoración para todos los casos con los datos disponibles entre 'Nada prometedor' y 'Muy especulativa' denotando una clara independencia entre creencias y valoraciones.

Los tres expertos muestran un comportamiento frente a eventos difusos (como los síntomas que describen los casos) ya comentados por otros autores (Sanz-Molina -comentario personal-). Según esta pauta, cuando un experto se encuentra frente a uno o dos acontecimientos difusos, la probabilidad de error en la toma de decisiones o en el diagnóstico es alta. La probabilidad de error disminuye a medida que un mayor número de eventos se incorporan al marco de discernimiento, pero si el número de eventos aumenta excesivamente, el experto tiene dificultades para obtener conclusiones aumentando nuevamente la probabilidad de error. Se cumple asimismo que el número de eventos difusos que los expertos son capaces de procesar correctamente, es decir, con tasas de error menores, se encuentra entre tres y cinco (exceptuando el Caso 5 con ocho síntomas). Esto se corresponde con la teoría de conjuntos borrosos en la que se recomienda un número de particiones para los conjuntos comprendido entre tres y siete (Martín del Brío y Sanz-Molina, 1997; Tsoukalas y Uhrig, 1997).

VI.2 Lenguaje natural

La introducción de datos por parte de los usuarios es un aspecto fundamental del funcionamiento de cualquier sistema experto. Este problema ha sido resuelto por varios autores de maneras muy diversas, sin embargo, son raros los programas a los que se incorpora información a través de un módulo de interpretación del lenguaje natural. Esto puede estar relacionado con el hecho de que hasta ahora los sistemas expertos desarrollados han sido programas con dominios de trabajo relativamente amplios, o más probablemente, con que es un problema que puede ser abordado de muchas formas diferentes o que de por sí constituya un sector totalmente segregado de la inteligencia artificial (McKeown, 1985). Sin embargo, en sistemas como **SEDPA** con un espectro de trabajo localizado, la introducción de datos a través del lenguaje natural aporta importantes ventajas. Así un primer aspecto a considerar es el tipo de usuario que puede manejar el programa. Sistemas como los propuestos por Fatma *et al.* (1993), Haddawy *et al.* (1994), Nguyen *et al.* (1996), Kahn *et al.* (1997), entre otros, sólo pueden ser utilizados por expertos en el campo de trabajo del programa. Esto aplicado a un sistema como **SEDPA** puede implicar su infrautilización temporal perdiéndose por tanto rapidez en el diagnóstico. Sin embargo **SEDPA** puede ser utilizado por técnicos y por operarios, ya que tanto para unos como para otros, la entrada de datos al sistema se limita a escribir oraciones simples que describen lo que están viendo. Esto es posible gracias al control de coherencia y a la estructura del análisis morfológico-sintáctico que impone la formación de la Red de Transición Aumentada.

Otro aspecto importante a considerar es que la respuesta del usuario no se encuentra condicionada al no tener que elegir de una lista de términos o una selección dicotómica. Esto puede suceder en sistemas como CLICHE (Fatma *et al.*, 1993) donde para avanzar en el diagnóstico es necesario hacer una selección de entre todos los posibles síntomas recogidos en la base de datos.

VI.3 Respuestas de SEDPA: creencias y valoraciones. Conclusiones del motor de inferencia y proposional

Las respuestas de **SEDPA** frente a los mismos casos planteados a los expertos humanos han mostrado que el sistema es una herramienta potencialmente válida en la evaluación y diagnóstico de los procesos patológicos que pueden producirse en la explotación, y que por tanto,

puede utilizarse como un complemento más por los técnicos y operarios responsables de la política sanitaria de la planta.

La asignación de niveles de creencia no compensada sobre la fiabilidad del diagnóstico así como las tasas de acierto encontradas, indican que el proceso de razonamiento llevado a cabo por el motor de inferencia a través de un grupo de memorias asociativas borrosas y conjuntos borrosos con sus correspondientes niveles de solapamiento, es capaz de aportar resultados cuantitativos a partir de la introducción por el usuario de evidencias altamente difusas. Una importante ventaja que proporcionan los sistemas basados en lógica borrosa es la amortiguación de las respuestas debido a la habilidad de trabajar con cambios continuos y de generar pequeños o grandes controles en función de los síntomas asociados al problema. Así podemos observar como el nivel de creencia asignado por el programa tras la introducción de una serie de síntomas puede no llegar a ser muy alto (con la configuración óptima), a pesar de que la respuesta sea correcta. Incluso si se utiliza un término asociado a una única patología, la creencia individual que el sistema asigna a dicha patología no tiene por que ser uno. Se podría pensar que esta propiedad puede ser más un inconveniente que una ventaja, pero de esta forma se consigue que el sistema se convierta en un elemento más de la explotación cuya misión es aportar 'algo más' al técnico, que en última instancia es quien toma las decisiones. Por otra parte también se consigue que cuando el sistema se equivoca, el error cometido sea bajo. En definitiva, la utilización de la lógica borrosa hace que **SEDPA** se comporte como un buen experto que al mismo tiempo presenta una actitud cauta con sus conclusiones.

Lee *et al.* (2000) señalan, en su estudio sobre un sistema de desnitrificación para acuicultura en el que emplean un controlador borroso, que el sistema experto diseñado a tal efecto fue capaz de controlar las acciones generadas de una forma conservativa y que las acciones derivadas de la actuación del sistema experto estuvieron altamente correlacionadas con las tomadas por expertos humanos. Los resultados indicaron además que dada la complejidad del sistema, las reglas basadas en lógica borrosa fue una elección apropiada superando en todo momento al proceso de control mediante técnicas clásicas. Estos resultados se encuentran en la misma línea que los obtenidos por otros autores como Mamdani (1977), Takagi y Sugeno (1985) y Whitsell y Lee (1994).

A pesar de que la teoría de Dempster-Shafer es un método reconocido como sistema de transmisión de la incertidumbre (Hájek, 1994) su utilización en casos prácticos ha sido hasta la actualidad bastante rara. Una posible explicación a este hecho puede ser la dificultad del problema de

representación del conocimiento de los expertos en el marco de la teoría y su posterior proceso de validación. Otra posible causa puede atribuirse a que en condiciones normales el volumen de información disponible es grande, por lo que otros métodos de propagación de la incertidumbre son más recomendables. En **SEDPA**, la información obtenida de múltiples fuentes de evidencia es combinada mediante la teoría de Dempster-Shafer. Esta forma de utilizar la información ha proporcionado al sistema un alto nivel de discriminación de los distintos procesos patológicos que pueden incidir en la explotación, así como indicios de conflicto generados por algunos de los síntomas introducidos. Murphy (1998) explota estos dos componentes de la teoría de Dempster-Shafer en la construcción de un robot móvil autónomo: el conflicto y el agrandamiento del marco de discernimiento. De esta forma, el conflicto es usado como una medida de la cantidad de consenso entre los diferentes sensores del robot mientras que agrandar el marco de discernimiento permite una descomposición modular de la evidencia. Esta descomposición hace que el experto pueda integrar su conocimiento en el marco de discernimiento, simplificando la construcción y mantenimiento de la base de conocimiento.

Como se comentó en el apartado IV.2.3, un grave inconveniente con el que se enfrenta el método es que, frente a una gran cantidad de evidencias asociadas a síntomas con niveles altos de solapamiento, las conclusiones del sistema pueden ser poco intuitivas. De esta forma una respuesta que esté compuesta por cinco grupos sintomáticos en la cual la creencia más alta asignada sea de 0.26, puede parecer poco satisfactoria a pesar de que la respuesta sea correcta. Esto posiblemente sea debido a la tendencia de asociar probabilidades con eventos. Así, una probabilidad de 0.26 es una probabilidad baja. Sin embargo, una creencia en el marco de la teoría de Dempster-Shafer de 0.26 puede corresponderse con una probabilidad baja o alta dependiendo del número de grupos. El reescalado de la creencia medido como un incremento porcentual de discrepancia entre eventos consecutivos a través de un test χ^2 modificado, permite obtener una medida de creencia de más fácil interpretación por parte del usuario.

El reescalado de las creencias no se llevó a cabo linealmente, ya que éstas aumentaron en aquellos casos a los que se asignó creencias bajas a través de la teoría de Dempster-Shafer y estaban soportados por un número de evidencias suficientes. Este incremento fue más importante cuando se detectó conflicto entre los últimos síntomas introducidos por el usuario (por ejemplo el Caso 14). Por otra parte cuando las creencias asignadas inicialmente eran altas, los incrementos fueron proporcionalmente inferiores indicando un comportamiento distinto del sistema de reescalado en estos niveles. Es decir, el sistema se comporta como un potencial de

acción en el que el umbral de actuación viene marcado por la creencia original, el número de síntomas y nivel de entrada en el que se detecta un conflicto entre síntomas. El sistema también es sensible a la configuración de **SEDPA** ya que se han encontrado mayores desajustes cuando el nivel de solapamiento era del 10 %.

Las conclusiones del motor proposicional han sido relativamente satisfactorias, ya que de los cinco casos probados tan solo en tres de ellos se seleccionó el agente responsable de la enfermedad. Esta falta de especificidad en la selección de los agentes patógenos puede ser debida al intento de modelar el lenguaje desde un punto de vista estadístico, tratando un término como una entidad individual cuya frecuencia es independiente del resto de términos que le rodean. Biber *et al.* (1998), Oakes (1998) y Manning y Schutze (1999) señalan que las respuestas de este tipo de modelos pueden llegar a ser dependientes del volumen de información manejada. Esta dependencia queda patente en **SEDPA** donde se observa una tendencia en los cinco casos a seleccionar las patologías que el análisis de componentes principales había encontrado como las asociadas a un mayor volumen de información y con términos más particulares.

VI.4 Expertos humanos frente a **SEDPA**

A través del proceso de evaluación se ha comprobado como **SEDPA** se comporta correctamente cuando se compara su respuesta frente a la aportada por expertos humanos. Esto queda confirmado al comprobar que de los 29 casos mostrados tanto al sistema como a los expertos, el sistema diagnosticó correctamente el tipo de agente etiológico en el 86.2 % de las ocasiones, alcanzándose de esta forma el mejor resultado obtenido por los expertos (86.2 %) y, por tanto, no existiendo diferencias significativas como así indica el test exacto de Fisher para todas las condiciones de funcionamiento de **SEDPA**. Sin embargo, hay que tener en cuenta que en la mejor tasa de acierto de los expertos humanos se consideran tanto las respuestas completamente correctas como las aproximadas. Así, si consideramos también las respuestas aproximadas en **SEDPA**, ésta aumenta hasta el 96.6 %. En estas condiciones se observan diferencias significativas marginales cuando la memoria asociativa borrosa utilizada es Visser o Carlos. También se puede comprobar como al bajar a nivel de definición del agente etiológico responsable de la enfermedad, el sistema también responde correctamente encontrándose en todos los casos diferencias significativas importantes ($p_{\alpha} < 0.01$) con las respuestas de los expertos. De esta forma obtenemos que considerando tan sólo las

respuestas correctas, el nivel de acierto se sitúa para **SEDPA** alrededor del 70 % mientras que el mejor resultado conseguido por el experto humano no supera el 50 %.

Las diferencias encontradas entre **SEDPA** y los expertos humanos pueden venir determinadas por la distinta forma de utilización de la información. Los expertos humanos hacen un uso tradicional de esta información, asumiendo que ésta se compone de un grupo de términos que pueden ser combinados para formar progresivamente componentes más complejos que son entendidos bajo nociones convencionales del lenguaje. Según Chomsky (1959) en estos modelos los términos, que en su conjunto definen la información, pueden ser agrupados en categorías específicas y pueden combinarse usando tan solo reglas gramaticales para producir sentencias. Se podría decir por tanto que la información transmitida por la descripción de un síntoma adquiere un carácter 'cualitativo' y sirve como catapulta hacia la búsqueda de una confirmación 'cuantitativa' (análisis químicos del agua, histórico de las condiciones ambientales, cultivos, etc.). Este efecto se ve acentuado cuando los agentes etiológicos presentan síntomas muy parecidos y el número de eventos observados por el experto es más de uno. Si a esto le unimos la falta de información 'cuantitativa' se consigue que el diagnóstico sea difícilmente definible. Sin embargo, **SEDPA** no lleva a cabo un uso tradicional de la información aportada por el usuario, sino que ésta es tratada de forma estadística, calculando la frecuencia de la ocurrencia de los términos y estableciendo relaciones entre los distintos grupos de términos. Así combinando la información en este primer nivel es posible extraer la asociación de eventos difusos con grupos de patologías y la asignación de creencias. Como consecuencia, el sistema es capaz de aportar una respuesta aceptable cuando se eliminan aquellos síntomas que en principio se encuentran asociados a un único tipo de enfermedad.

Otro factor que ha podido contribuir a las diferencias encontradas es la falta de confirmación visual. Un buen diagnóstico debe cotejar toda la información disponible con las percepciones visuales del experto. Hay que tener en cuenta que aunque la descripción de los síntomas y lesiones en cada uno de los 29 casos se llevó a cabo por un experto humano lo más sistemáticamente posible, puede ser que la información descrita llegue a ser confusa para otro experto si los efectos patológicos no pueden ser observados. De esta forma estructuras sintácticas tales como 'grande' o 'pequeño', 'rosado' o 'anaranjado' que *in situ* pueden confirmar la existencia de una u otra enfermedad en base a la experiencia del experto, pierden importancia cuando dichas características no pueden ser confirmadas visualmente.

Bibliografía

- Afgan, N.H., L.M. Radanovic y A.I. Tikhonov. 1994. SRMES: an expert system performance analysis of small refrigerating machines. *International Journal of Refrigeration*, 17(8): 532-537.
- Amador-Hidalgo, L. 1996. *Inteligencia artificial y sistemas expertos*. Edita: Universidad de Córdoba. Córdoba.
- Andreassen, S., A. Rosenfalck, B. Falck, K. G. Olesen y S.K. Andersen. 1995. Evaluation of the diagnostic performance of the expert EMG assistant MUNIN. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 101: 129-144.
- Bernardet, J.F. 1998. *Cytophaga, Flavobacterium, Flexibacter and Chryseobacterium* infections in cultured marine fish. *Fish Pathology*, 33(4): 229-238.
- Berry, D.C. y A.E. Hart. 1990. Evaluating expert systems. *Expert Systems*, 7: 199-208.
- Berthe, F.C.J., C. Michel y J.F. Bernardet. 1995. Identification of *Pseudomonas anguilliseptica* isolated from several fish species in France. *Diseases of Aquatic Organisms*, 21: 151-155.
- Biber, D., S. Conrad y R. Reppen. 1998. *Corpus linguistics: Investigating language structure and use*. Edita: Cambridge University Press. Londres.
- Birndorf, N.I., J.O. Pentecost, J.R. Coakley y K.A. Spackman. 1996. An expert system to diagnose anemia and report results directly on hematology forms. *Computers and Biomedical Research*, 29: 16-26.
- Bone, Q., N.B. Marshall y J.H.S. Blaxter. 1995. *Biology of fishes*. Edita: Chapman & Hall. Londres.
- Bryan S.T., R. Stamper y P. MacPherson. 1994. The design and construction of a medical simulation model. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 42: 77-91.
- Buxadé, C. 1997. *Zootecnia. Bases de la producción animal. Producción animal acuática*. Edita: Mundi-Prensa. Madrid.
- Campbell, A.N., V.F. Hollister, R.O. Dura y P.E. Hart. 1982. Recognition of a hidden mineral deposit by an artificial intelligence program. *Science*, 217: 927-929.

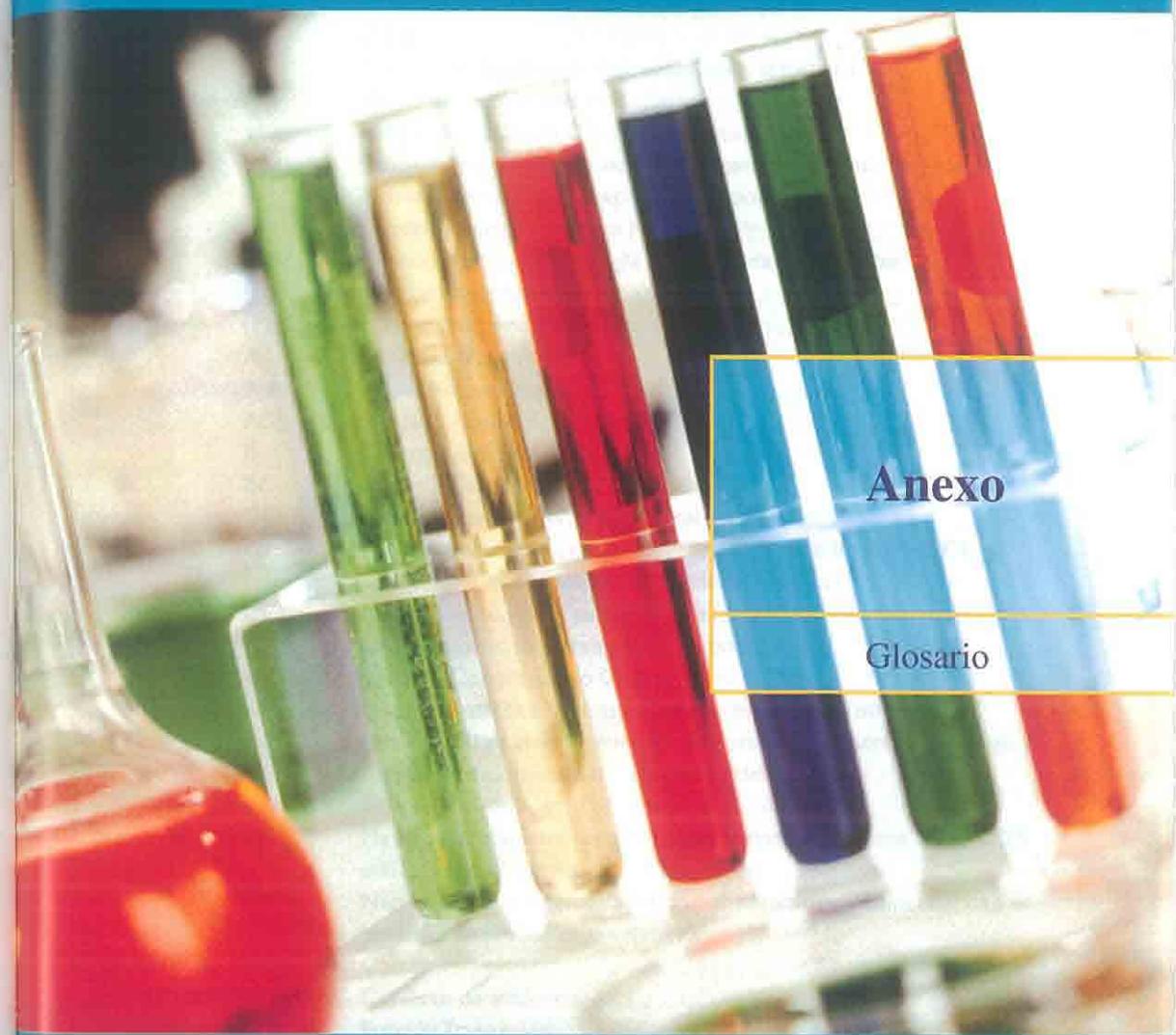
- Castillo, E., J.M. Gutiérrez y A.S. Hadi. 1996. *Sistemas expertos y modelos de redes probabilísticas. Monografías de la Academia de Ingeniería*. Edita: Academia de Ingeniería. Madrid.
- Cazorla-Quevedo, M.A., O. Colomina-Pardo, F. Escolano-Ruiz, D. Gallardo-López, R. Rizo-Aldeguer y R. Satorre-Cuerda. 1999. *Técnicas de inteligencia artificial. Textos Docentes de la Universidad de Alicante*. Edita: Universidad de Alicante. Alicante.
- Chang, P.L., Y.C. Li, C.J. Wu, M.H. Huang y P.J. Haug. 1994. Clinical evaluation of a renal mass diagnostic expert system. *Computers in Biology and Medicine*, 24(4): 315-322.
- Chomsky, N. 1959. On certain formal properties of grammars. *Information and Control*, 2(2): 137-167.
- Clifton-Hadley, R.S., D. Bucke y R.H. Richards. 1984. Proliferative kidney disease of salmonid fish: a review. *Journal of Fish Diseases*, 7: 363-377.
- Cobo, A., D. González-López, V. Iglesias-Argüelles, F. Ledesma, L. Luna-Sotorrio, F.J. Martínez, A. Martín-Hernández, J. Fernández-Polanco, S.M. Ruesga, F. Somohano y J.A. Trespalacios-Gutiérrez. 1999. *La acuicultura. Biología, regulación, fomento, nuevas tendencias y estrategia comercial. Tomo II: Economía y gestión de la acuicultura*. Edita: Mundi-Prensa. Madrid.
- Cohen, J. 1968. Weighted Kappa: nominal scale agreement with provision for scaled disagreement of partial credit. *Psychological Bulletin*, 70: 213-220.
- Conover, W.J. 1980. *Practical nonparametric statistics*. Edita: John Wiley & Son. New York.
- De Carolis, B., F. Derosis, F. Grasso, A. Rossiello, D.C. Berry y T. Gillie. 1996. Generating recipient-centered explanations about drug prescription. *Artificial Intelligence in Medicine*, 8(2): 123-145.
- Dempster, A.P. 1968. A generalization of bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, 30(B): 205-247.
- Denæux, T. 1995. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 25(5): 804-813.
- Denæux, T. 1997. Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern Recognition*, 30(7): 1095-1107.
- Diez, F.J., J. Mira, E. Iturralde y S. Zubillaga. 1997. DIAVAL, a bayesian expert system for echocardiography. *Artificial Intelligence in Medicine*, 10: 59-73.
- Edgington, E.S. 1980. *Randomization tests*. Edita: Marcel Dekker. New York.
- Egidius, E. 1987. Vibriosis: pathogenicity and pathology. A review. *Aquaculture*, 67: 15-28.
- FAO. 1992. *Aquaculture production 1984-1990*. FAO Fisheries Circular (Nº 815-4). Roma.
- FAO. 1994. *Aquaculture production 1986-1992*. FAO Fisheries Circular (Nº 815-6). Roma.
- Fatma, F.A., B.V. Faltings y C. Bachmann. 1993. A diagnostic assistant in clinical chemistry. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems: Laboratory Information Management*, 21: 267-273.
- Firriolo, F.J. y B.A. Levy. 1996. Computer expert system for the histopathologic diagnosis of salivary gland neoplasms. *Oral Surgery Oral Medicine Oral Pathology Oral Radiology and Endodontics*, 82(2): 179-186.
- Fixen, D. y R.P.S. Mahler. 1997. The modified Dempster-Shafer approach to classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 27(1): 96-104.
- Garnerin, P. y G. Tuffery. 1988. SCHUBERT 3000: a interactive system to aid production and health management of fish farms. En *Proceedings of the first international workshop 'Applications of artificial intelligence to Agricultural, Agrochemical and Food Processing Industries'*. Caen (Francia), 29-30 de septiembre.
- González-Andújar, J.L. y B. Recio-Aguado. 1997. *Aplicación de los sistemas expertos en la agricultura*. Edita: Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación y Mundi-Prensa. Madrid.

- Haddawy, P., C.E. Kahn y M. Butarbutar. 1994. A bayesian network model for radiological diagnosis and procedure selection: work-up of suspected gallbladder diseases. *Medical Physics*, 21(7): 1185-1192.
- Hair, J.P., R.E. Anderson, R.L. Tatham y W.C. Black. 1999. *Análisis multivariante*. Edita: Prentice Hall. Madrid.
- Hájek, P. 1994. Systems of conditional beliefs in Dempster-Shafer theory and expert systems. *International Journal of General Systems*, 22: 113-124.
- Hawkes, D.D. 1992. GOLDFINDER: a knowledge-based system for mineral prospecting. *Journal of the Geological Society*, 149: 465-471.
- Hawkes, D.D. 1993. Expert system to aid mineral prospecting in epithermal gold terrain. *Transactions of the Institution of Mining and Metallurgy*, 102: 135-140.
- Hedrick, R.P., N. Okamoto, T. Sano y J.L. Fryer. 1983. Biochemical characterization of eel virus european. *Journal of General Virology*, 64: 1421-1426.
- Hernando, M.E., E.J. Gómez, F. del Pozo y R. Corcoy. 1996. DIABNET: a qualitative model-based advisory system for therapy planning in gestational diabetes. *Medical Informatics*, 21(4): 359-374.
- Hilera, J.R. y V.J. Martínez. 1995. *Redes neuronales artificiales. Fundamentos, modelos y aplicaciones*. Edita: Ra-Ma. Madrid.
- Höglund, J. y J. Andersson. 1993. Prevalence and abundance of *Anguillicola crassus* in the european eel (*Anguilla anguilla*) at a thermal discharge site on the Swedish coast. *Journal of Applied Ichthyology*, 9: 115-112.
- Hoskins, G.E., C.J. West y A.E. Kling. 1983. Computer management of fish health problems in hatcheries. *Canadian Special Publication on Fisheries and Aquatic Sciences*, 68: 1-42.
- Ivandic, M., W. Hofmann y W.G. Guder. 1996. Development and evaluation of a urine protein expert system. *Clinical Chemistry*, 42(8): 1214-1222.
- Jimison, H.B., L.M. Fagan, L.D. Schachter y E.H. Shortlife. 1992. Patient-specific explanation in models of chronic diseases. *Artificial Intelligence in Medicine*, 4: 191-205.
- Kahn, C.E. y G. Anderson. 1994. Case-based reasoning and imaging procedure selection. *Investigate Radiology*, 29(6): 643-647.
- Kahn, C.E. 1996. Decision aids in radiology. *Radiologic Clinics of North America*, 34(3): 607-628.
- Kahn, C.E., L.M. Roberts, K.A. Shaffer y P. Haddawy. 1997. Construction of a bayesian network for mammographic diagnosis of breast cancer. *Computers in Biology and Medicine*, 27(1): 19-29.
- Kent, M.L., L. Margolis, D.J. Whitaker, G.E. Hoskins y T.E. McDonall. 1993. Review of Myxosporea of importance in salmonid fisheries and aquaculture in British Columbia. *Folia Parasitologica*, 41: 27-37.
- Kentala, E., I. Pyykkö, Y. Auramo y M. Juhola. 1995. Database for vertigo. *Otolaryngology Head and Neck Surgery*, 112: 383-390.
- Kentala, E., I. Pyykkö, Y. Auramo y M. Juhola. 1996. Otoneurological expert system. *Annals of Otolaryngology and Rhinology*, 105(8): 654-658.
- Kentala, E., Y. Auramo, M. Juhola y I. Pyykkö. 1998. Comparison between diagnoses of human experts and a neurologic expert system. *Annals of Otolaryngology, Rhinology and Laryngology*, 107(2): 135-140.
- Kinkelin, P., Ch. Michel y P. Ghittino. 1991. *Tratado de las enfermedades de los peces*. Edita: ACRIBIA, S.A. Zaragoza.
- Kitao, T., T. Aoki, M. Fukudome, K. Kawano, Y. Wada y Y. Mizumo. 1983. Serotyping of *Vibrio anguillarum* from diseased freshwater fish in Japan. *Journal of Fish Diseases*, 6: 175-181.
- Klir, G.J., Z. Wang y D. Harmanec. 1997. Constructing fuzzy measures in expert systems. *Fuzzy sets and systems*, 92: 251-264.
- Larsen, J.L., H.B. Rasmussen y I. Dalsgaard. 1988. Study of *Vibrio anguillarum* strains from different sources with emphasis on ecological and pathobiological properties. *Applied of Environmental Microbiology*, 54: 2264-2267.
- Le Hégarat-Masclé, S., I. Bloch y D. Vidal-Madjar. 1997. Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 1018-1031.
- Lee, G.P. 1995. A review of automated control systems for aquaculture and design criteria for their implementation. *Aquacultural Engineering*, 14: 205-227.

- Lee, G.P. 2000 Process control and artificial intelligence software for aquaculture. *Aquacultural Engineering*, 23: 13-26.
- Lee, P.G., R.N. Lea, E. Dohmann, W. Prebilsky, P.E. Turk, H. Ying y J.L. Whitson. 2000 Denitrification in aquaculture systems: an example of a fuzzy logic control problem. *Aquacultural Engineering*, 23: 37-59.
- Lindsay, R.K., B.G. Buchanan, E.A. Feigenbaum y J. Lederberg. 1980 *Applications of Artificial Intelligence for Organic Chemistry: The DENDRAL project*. Edita: McGraw-Hill. Nueva York.
- Lobo-da-Cunha, A. y C. Azevedo. 1993 Processing of food vacuoles in the parasitic ciliate *Ichthyophthirius multifiliis* after exit from the host. *Parasitology Research*, 79: 272-278.
- Lönström, L., T. Wiklund y G. Bylund. 1994 *Pseudomonas anguilliseptica* isolated from baltic herring *Clupea harengus membras* with eye lesions. *Diseases of Organisms*, 18: 143-147.
- Losee, R.M. 2001 Natural language processing in support of decision-making: phrases and part-of-speech tagging. *Information Processing and Management*, 37: 769-787.
- MacConnell, E., C.E. Smith, R.P. Hedrick y C.A. Speer. 1989 Cellular inflammatory response of rainbow trout to the protozoan parasite that causes proliferative kidney diseases. *Journal of Aquatic and Animal Health*, 1: 108-118.
- Malczewski, M.L. 1995 Use of expert system for data validation in UHP gas analysis. *Expert Systems*, October: 28-30.
- Mamdani, E. 1977 Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis. *IEEE Transactions on Computation*, 26(12): 1182-1191.
- Manning, C.D. y H. Schutze. 1999 *Foundations of statistical natural language processing*. Edita: MIT Press. Cambridge.
- Marking, L.L., J.J. Rach y T.M. Schreier. 1994 Evaluation of antifungal agents for fish culture. *The Progressive Fish-Culture*, 56: 225-231.
- Martín-Andrés, A. y J.D. Luna del Castillo. 1994 *Bioestadística para las ciencias de salud*. Edita: Norma. Madrid.
- Martin del Brío, B y A. Sanz-Molina. 1997 *Redes neuronales y sistemas borrosos*. Edita: Ra-Ma. Madrid.
- McKeown, K. 1985 Discourse strategies for generating natural language text. *Artificial Intelligence*, 27.
- Mellergaard, S. y I. Dalsgaard. 1989 Handbook of eel diseases. *Damn Fisk og Havunders Rapport*, 293: 1-47.
- Michel, C., J.F. Bernardet y D. Dinand. 1992 Phenotypic and genotypic studies of *Pseudomonas anguilliseptica* strains isolated from farmed European eels (*Anguilla anguilla*) in France. *Fish Pathology*, 27: 229-232.
- Molino, G., F. Molino, D. Furia, F. Bar, S. Battista y N. Cappello. 1996 Computer-aided diagnosis in jaundice: comparison of knowledge-based and probabilistic approaches. *Methods of Information in Medicine*, 35: 41-51.
- Molnár, K., C.S. Székely y F. Baska. 1991 Mass mortality of eel in Lake Balaton due to *Anguillicola crassus* infection. *Bulletin of the European Association of Fish Pathology*, 11: 211-212.
- Munro, A.L.S. y N. Fijan. 1981 Disease prevention and control. En *Proceedings of the World Symposium on Aquaculture 'Heated Effluents and Recirculation System'*. Berlín (Alemania).
- Murphy, R.R. 1998 Dempster-Shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14(2): 197-206.
- Myhr, E., J.L. Larsen, A. Lillehaug, R. Gudding, M. Heum y T. Hastein. 1991 Characterization of *Vibrio anguillarum* and closely related species isolated from farmed fish in Norway. *Applied of Environmental Microbiology*, 57: 2750-2757.
- Nash, C.E. y C.L. Paulsen. 1981 Water quality changes relevant to heated effluents and intensive aquaculture. En *Proceedings of the World Symposium on Aquaculture 'Heated Effluents and Recirculation System'*. Berlín (Alemania).
- Neumann, W. 1985 Schwimmblasenparasit *Anguillicola* bei Aalen. *Fischer und Teichwirt*, 11: 322.
- Nguyen, A.N.D., E.A. Hartwell y J.D. Milam. 1996 A rule-based expert system for laboratory diagnosis of hemoglobin disorders. *Archive of Pathology and Laboratories of Medicine*, 120: 817-827.

- Oakes, M.P. 1998. *Statistics for corpus linguistics*. Edita: Edinburgh University Press. Edinburgh.
- Ohayon, M.M., C. Guilleminault, T. Paiva, R.G. Priest, D.M. Rapoport, T. Sagales, S. Smirne y J. Zully. 1997. An international study on sleep disorders in the general population: methodological aspects of the use of the sleep-EVAL system. *Sleep*, 20(12): 1086-1092.
- Okamoto, N., T. Sano, R.P. Hedrick y J.L. Fryer. 1983. Antigenic relationships of selected strains of infectious pancreatic necrosis virus and european eel virus. *Journal of Fish Diseases*, 6: 19-25.
- Pazos, F., Y. Santos, B. Magariños, I. Bandín, S. Núñez y A.E. Toranzo. 1993. Phenotypic characteristics and virulence of *Vibrio anguillarum*-related organisms. *Applied and Environmental Microbiology*, sept.: 2969-2976.
- Pesonen, E., J. Ikonen, M. Juhola y M. Eskelinen. 1994. Parameters for a knowledge base for acute appendicitis. *Methods of Information in Medicine*, 33: 220-226.
- Peters, G. y F. Hartmann. 1986. *Anguillicola*, a parasitic nematode of the swim bladder spreading among eel populations in Europe. *Diseases of Aquatic Organisms*, 1: 229-230.
- Pickering, A.D. y L.G. Willoughby. 1977. Epidermal lesions and fungal infection on the perch, *Perca fluviatilis* L., in Windermere. *Journal of Fish Biology*, 11: 349-354.
- Rich, E. y K. Knight. 1994. *Inteligencia artificial*. Edita: McGraw-Hill. Madrid.
- Roberts, R.J. 1981. *Patología de los peces*. Edita: Mundi-Prensa. Madrid.
- Rock, D. y D. Guerin. 1992. Applying AI to statistical process control. *AI Expert*, 7: 30-35.
- Ruiz-Maya-Pérez, L., J. Martín-Pliego, J. López-Ortega, J.M. Montero-Lorenzo y P. Uriz-Tomé. 1990. *Metodología estadística para el análisis de datos cualitativos*. Edita: Centro de Investigaciones Sociológicas (CIS) y Banco de Crédito Local. Madrid.
- Sano, M., N. Okamoto, H. Fukuda, M. Sneyoshi y T. Sano. 1992. Virulence of Infectious Pancreatic Necrosis Virus Is Associated with the Larger RNA Segment (RNA Segment-A). *Journal of Fish Diseases*, 15(4): 283-293.
- Sano, T., N. Okamoto y T. Nishimura. 1981. A new viral epizootic of *Anguilla japonica* Temminck et Schlegel. *Journal of Fish Diseases*, 4: 127-139.
- Shafer, G. 1976. *A mathematical theory of evidence*. Edita: Princeton University Press. Princeton.
- Shafer, G. 1982. Belief function and parametric models. *Journal of the Royal Statistical Society*, B44: 322-352.
- Shepherd, J. y N. Bromage. 1999. *Piscicultura intensiva*. Edita: ACRIBIA, S.A. Zaragoza.
- Shortlife, E.H. y B.G. Buchanan. 1975. A model of inexact reasoning in medicine. *Mathematical Biosciences*, 23: 351-379.
- Smart, G.R. 1976. The effect of ammonia exposure on gill structure of the rainbow trout (*Salmo gairdneri*). *Journal of Fish Biology*, 8: 471-475.
- Smith, C.E. y W.G. Williams. 1974. Experimental nitrite toxicity in rainbow trout and chinook salmon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 103: 389-390.
- StatSoft. 1995. *Statistica 5.0 User manual*. Edita: StatSoft. Tulsa.
- Steffens, P. 1994. Machine translation and the lexicon. *Proceedings of the International EAMT Workshop*.
- Syrjala, S.E. 1996. A statistical test for a difference between the spatial distributions of two populations. *Ecology*, 77(1): 75-80.
- Székely, C.S., M. Láng y G.Y. Csaba. 1991. First occurrence of *Anguillicola crassus* in Hungary. *Bulletin of the European Association of Fish Pathology*, 11(4): 162-163.
- Székely, C.S. 1994. Paratenic hosts for the parasitic nematode *Anguillicola crassus* in Lake Balaton, Hungary. *Diseases of Aquatic Organisms*, 18: 11-20.
- Szolovits, P. 1995. Uncertainty and decisions in medical informatics. *Methods of Information in Medicine*, 34: 111-121.
- Takagi, T. y M. Sugeno. 1985. Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetic*, 15: 116-132.

- Tarifa, E.E. y N.J. Scenna. 1997 Fault diagnosis, direct graphs, and fuzzy logic. *Computers and Chemical Engineering*, 21: 649-654.
- Tsoukalas, L.H. y R.E. Uhrig. 1997 *Fuzzy and neural approaches in engineering*. Edita: Wiley-Interscience. New York.
- Turing, A.M. 1950 Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59: 433-460.
- Underwood, B.O., C.J. Smale, F. Brown y B.J. Hill. 1977 Relationship of a virus from *Tellina tenuis* to infectious pancreatic necrosis virus. *Journal of General Virology*, 36: 93-109.
- Van Diest, P.J., J.A.M. Beliën, P.E. Zanstra, W.W. Wilhelm y J.P.A. Baak. 1994 Integrated decision support system/image archive for histological typing of breast cancer using a relation oriented inference system. *Histopathology*, 25: 253-259.
- Voorbraak, F. 1991 On the justification of Dempster's rule of combination. *Artificial Intelligence*, 48: 171-197.
- Wakabayashi, H. y S. Egusa. 1972 Characteristics of a *Pseudomonas* sp. from an epizootic of pond cultured eels (*Anguilla japonica*). *Bulletin of the Japanese Society Scientific Fish*, 38: 577-587.
- Wedemeyer, G.A. 1981 The physiological responses of fishes to the stress of intensive aquaculture in recirculation system. En *Proceedings of the World Symposium on Aquaculture 'Heated Effluents and Recirculation System'*. Berlín (Alemania).
- Weiru, L. y A. Bundy. 1994 A comprehensive comparison between generalized incidence calculus and the Dempster-Shafer theory of evidence. *International Journal of Human Computer Studies*, 40: 1009-1032.
- Weyn, B., G. Van de Wouwer, A. Van Daele, P. Sheunders, D. Van Dyck, E. Van Marck y W. Jacob. 1998 Automated breast tumor diagnosis and grading based on wavelet chromatin texture description. *Cytometry*, 33: 32-40.
- Weyn, B., G. Van de Wouwer, S. Kumar-Singh, A. Van Daele, P. Sheunders, E. Van Marck y W. Jacob. 1999 Computer-assisted differential diagnosis of malignant mesothelioma based on syntactic structure analysis. *Cytometry*, 35: 23-29.
- Whitsell, A. y P.G. Lee. 1994 A plug-and-play machine vision application for aquaculture. *Science, Computer and Automatic*, 10(8): 29-32.
- Wickins, J.F. 1981 Water quality requirements for intensive aquaculture: A review. En *Proceedings of the World Symposium on Aquaculture 'Heated Effluents and Recirculation System'*. Berlín (Alemania).
- Wiklund, T. y L. Lönnström. 1994 Occurrence of *Pseudomonas anguilliseptica* in finnish fish farm during 1986-1991. *Aquaculture*, 126: 211-217.
- Winiwarter, W. 2000. Adaptive natural language interfaces to FAQ knowledge bases. *Data and Knowledge Engineering*, 35: 181-199.
- Wong, S.K.M. y Y.Y. Yao. 1992 Characterization of comparative belief structures. *International Journal of Man-Machine Studies*, 37: 123-133.
- Woods, W.A. 1973 Progress in natural language understanding: An application to Lunar geology. En *Proceedings of the AFIPS conference 42*.
- Wyatt, J. y D. Spiegelhalter. 1990 Evaluating medical decision-aids: what to test, and how?. *Medical Informatics*, 15: 205-217.
- Yao, Y.Y. y K.M. Wong. 1994 Representation, propagation and combination of uncertain information. *International Journal of General Systems*, 23: 59-83.
- Zadeh, L.A. 1979 A theory of approximate reasoning. En *Machine Intelligence 9*, ed. J. Hayes, D. Michie, y L.I. Mikulich, 149-194. Nueva York.
- Zadeh, L.A. 1986 A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination. *IA Magazine*, 7: 85-90.
- Zeldis, D. y S. Prescott. 2000 Fish disease diagnosis program -problems and some solutions-. *Aquacultural Engineering*, 23: 3-11.
- Zimmerman, D.L. 1993. A bivariate Cramér-von Mises type of test for spatial randomness. *Applied Statistics*, 42: 43-54.



Anexo

Glosario

GLOSARIO

$\Delta\chi^2$	Incremento porcentual del estadístico Chi-cuadrado modificado
\neg	Complementario de...
$\gamma_i(x_j, y_k)$	Creencia normalizada asociada a los conjuntos borrosos de entrada x_j e y_k
Γ_i	Función de distribución acumulada para la matriz i
Θ	Marco de discernimiento
χ^2	Valor del estadístico Chi-cuadrado modificado
$\mu_A(t)$	Función de pertenencia borrosa. Determina el grado en que t está incluida en el concepto representado por A
Ψ	Estadístico de Cramér-von Mises
[CR]	Creencia de que la patología seleccionada sea correcta
[FA]	Frecuencia de Aparición
[MPC]	Mínimo Porcentaje Compartido
A	Creencia Alta
A-A	Reglas Arriba-Abajo
ADJ	Subbase 'Adjetivo' de la CDP
B	Creencia Baja
BC	Bastante Compartido
CCL	Subbase 'Complemento Circunstancial de Lugar'
$ccl_{i,0}$	Etiqueta sintáctica correspondiente a la fila i de la matriz CCL_{sel}
$ccl_{i,j}$	Cuando $j > 0$ es el valor que asocia la etiqueta $ccl_{i,0}$ con la patología j
CCL_{sel}	Matriz que contiene parte de la información presente en la CDS utilizada por el subsistema de sugerencia
CCM	Subbase 'Complemento Circunstancial de Modo'
$cd_{i,0}$	Etiqueta sintáctica correspondiente a la fila i de la matriz CD_{sel}
$cd_{i,j}$	Cuando $j > 0$ es el valor que asocia la etiqueta $cd_{i,0}$ con la patología j
CDP	Base de Conocimiento del Dominio Principal
CDS	Base de Conocimiento del Dominio Secundario
CD_{sel}	Matriz que contiene parte de la información presente en la CDS utilizada por el subsistema de sugerencia
Ci	Número de respuestas dadas por el sistema que coinciden con el 'estándar oro' durante la validación
CM	Común
Con	Conflicto de evidencia
D	Función Trapezoidal
$d(x_j, y_k)$	Creencia asociada a los conjuntos borrosos de entrada x_j e y_k
ES_{exp}	Error estándar experimental
F	Nivel de acierto mínimo aceptable
F_0	Nivel de acierto medio
FCR	Factor de Conversión
$F_{\alpha/2}$	Valor del estadístico F de Snedecor

G	Función Gausiana
G _s	Grupo sintomático
H _n ^L	Conjunto borroso de entrada asociado a la Memoria Asociativa Borrosa L
I, f	Variables lingüísticas
LC	Límite de confianza
LC _s	Límite superior de confianza al 95 %
LC _i	Límite inferior de confianza al 95 %
L _k	Número de patologías que compone el grupo sintomático k
MA	Creencia Muy Alta
MAB	Memoria Asociativa Borrosa
MB	Creencia Muy Baja
MC	Muy Compartido
m _i [*] (g _{s_k})	Cantidad de creencia escalada en función de c2 asignada a cada uno de los grupos sintomáticos k obtenidos tras la evidencia j
MM	Muy Común
m _n (g _{s_i})	Cantidad de creencia asociada a cada uno de los grupos sintomáticos i obtenidos tras la evidencia n
m _n	Creencia global asociada a un grupo sintomático
MP	Muy Poco Compartido
MR	Muy Rara
N	Creencia Normal
NC	Normalmente Compartido
N _c	Casos aportados al sistema durante el proceso de validación
N _t	Número total de patologías reconocidas por el sistema
OD	Subbase 'Objeto Directo' de la CDP
O _g (i)	Creencia original en tanto por ciento asignada a través de la regla de Dempster a los g grupos sintomáticos creados tras la evidencia i
pa	Nivel estadístico de significación
PC	Poco Compartido
PCOM _{pi}	'Porcentaje Compartido' para las p etiquetas e i subbases de CDP
Pt	Patología
PT	Puntuación total de la valoración de un diagnóstico
PT _{Máxima}	Puntuación máxima que puede alcanzar una determinada patología en una valoración
PT _{Satisfecha}	Puntuación alcanzada en una valoración dadas un número de condiciones a cumplir
R ^(L)	Conjunto de reglas que componen una Memoria Asociativa Borrosa
R _c	Número de reglas de la base de reglas satisfechas durante el proceso de búsqueda
RR	Rara
RTA	Red de Transición Aumentada
S	Función Singleton

SUJ	Subbase 'Sujeto' de la CDP
T	Función Triangular
VER	Subbase 'Verbo' de la CDP
X, Y, Z	Conjuntos de grupos sintomáticos
y	Valor no borroso de salida
y ^{S(L)}	Centro del conjunto borroso de salida
Z(LC)	Un número tal que el área comprendida bajo la distribución normal entre z(LC) y -z(LC) es LC