

# El problema del supuesto de independencia, desde una mirada de la diagnosis médica\*

X. Huvelle - L. Pesenti

El propósito de este trabajo es analizar una problemática inmersa en la discusión sobre el supuesto de independencia. Este supuesto ha sido en las décadas de 1970 y 1980 uno de los principales motivos para evitar el uso del bayesianismo en el desarrollo de sistemas expertos. Los sistemas expertos son programas computacionales cuyo objetivo es poder recrear los pasos y procesos de decisiones que emplea un experto al momento de tomar una decisión. El caso examinado en este trabajo corresponde a la diagnosis médica.

La inteligencia artificial desde sus inicios buscó recrear los procesos involucrados en la toma de decisión humana. El mundo de la toma de decisión humana se encuentra constituido por formas diferentes de enfrentar los problemas. Éstos han sido caracterizados de dos maneras diferentes: bien-estructurados y por-estructurarse<sup>1</sup>. Los problemas bien-estructurados constituyen un tipo de problema que posee una formulación bien-definida, es decir una desde la cual se puede seguir un resultado claro. Estos problemas son comúnmente relacionados con formalizaciones algorítmicas y son asociados con programas de tipo “solucionadores” para resolverlos. Los problemas por-estructurarse pueden difícilmente ser resueltos mediante algoritmos. Una de las razones de tal dificultad reside en no poder pre-establecer el resultado, es decir, en la incapacidad para obtener un resultado definitivo dada una serie de elementos de la estructura misma de su formalización. En virtud de esto, se procede al uso de heurísticas como forma de enfrentar la resolución de este tipo de

---

\* Rodríguez, V. - Velasco, M. - García, P. - (Comps.), 2015, Filosofía de las ciencias y prácticas científicas. ISBN 978-987-707-014-9

<sup>1</sup> Se eligió traducir *ill-structured* por “por-estructurar”. Esta traducción busca evitar el prejuicio de pensar que “mal-estructurado” sea considerado como deficiente.

problemas. Este tipo de problema está presente en la mayoría de los ámbitos de toma de decisiones y particularmente en el campo de la diagnosis médica. En la reflexión que suscita esta cuestión dentro de este campo, resulta indispensable discutir cuestiones concernientes a la creación de modelos relativos al proceso de toma de decisión. El modelo es elaborado por un “ingeniero del conocimiento” que entrevista a un conjunto de expertos con el fin de identificar determinados patrones en este proceso. Un ejemplo podría ser el siguiente caso:

Cuando uno se encuentra enfermo debe decidir, entre otras cosas, dónde ser atendido. Frente a esto, se pone en juego la elección o bien de un especialista o bien de un generalista. La elección del tipo de tratamiento como, por ejemplo, una clínica, un generalista, o un médico ambulatorio, puede generar divergencias significativas en el diagnóstico. Si se trata, por caso, de un paciente con fiebre y tos, y se efectúa la consulta en un consultorio clínico, el médico puede determinar la afección como el resultado de un mal estomacal con cierta rapidez y prescribir el tratamiento a seguir. Una pregunta válida aquí es cuáles son los pasos seguidos en este diagnóstico.

Al enfocar el análisis en el proceder del médico, se pueden observar sus acciones y los datos que tiene a su disposición para sustentar una u otra hipótesis como la más probable. Realiza, en primera instancia, una serie de preguntas sobre las razones por las cuales el paciente aparece en su consultorio, los antecedentes clínicos del paciente (salvo que pueda acceder directamente a su historial clínico), observa algunos síntomas, y luego inicia la prescripción. En el caso anterior, a partir de los síntomas tos y fiebre, la deducción por parte del médico se efectúa rápidamente y determina que la tos proviene de los fuertes vientos de tierra que azotaron la ciudad unos días antes, y la fiebre corresponde a una intoxicación alimentaria por la ingesta de la noche anterior.

Estos pasos parecen simples pero involucran un conjunto de rutinas en la acción del diagnóstico. Una forma de concebir el mecanismo por el cual el médico procede podría estar configurado de la siguiente manera: recolecta datos, formula una hipótesis, interroga

para afianzar la hipótesis y toma una decisión respecto al tratamiento a seguir. Estos pasos no son azarosos sino que siguen una determinada metodología. Se puede categorizar a este procedimiento como una manera de resolver un problema. La resolución implica una toma de decisión que incluye, entre otras cosas, el tipo de formación en la disciplina, como así también la experiencia en diagnósticos previos. Dado que el médico formula una hipótesis que está sujeta a error, no existe una certeza absoluta respecto de la enfermedad y el tratamiento a seguir. A esto se lo denomina tomar una decisión bajo incertidumbre.

En virtud de este margen de incertidumbre, se plantea la cuestión de planificar y ejecutar un método para manejar esta cuestión hasta un cierto límite. Una estrategia es el uso de probabilidades que permitan correlacionar la multiplicidad de variables que deben ser tomadas en cuenta durante la diagnosis: ya sea por errores de laboratorio, fluctuaciones diarias del paciente o del técnico del laboratorio o hasta del patólogo, la sensibilidad o especificidad de las pruebas obtenidas, etc. De manera que no se posee una caracterización clara y precisa de cómo una enfermedad podría evolucionar. Tampoco se dispone de una lista exhaustiva de síntomas asociada a cada una de las enfermedades.

Parte esencial del procedimiento consiste en formular hipótesis para luego chequearlas. En el ejemplo anterior se pueden divisar cuatro aspectos importantes. Uno de ellos tiene que ver con el lugar que busca el paciente para su atención. Otro aspecto está relacionado con los datos previos que posee el médico sobre el paciente (su historia clínica); también su experiencia en la clínica, y por último, su formación. Esta información, en su conjunto, es parte de lo que se denomina "probabilidad *a priori*". Existen, además, una infinidad de variables que pueden cambiar el contexto de la diagnosis: si el paciente tiene acceso al agua potable, a refrigeración, si vive en un pueblo o en la ciudad, etc. De esta manera se obtiene una probabilidad *a priori* de todos los elementos que pueden contextualizarse. Tal probabilidad descansa en la construcción subjetiva del médico y está sujeta a su experiencia. Un dato interesante respecto de la probabilidad *a priori* es que ciertos médicos con un buen conocimiento en el manejo de tales probabilidades logran tener éxitos mayores que especialistas en

algunos casos de diagnóstico. Pero un problema con esta metodología suele identificarse comúnmente frente a casos de enfermedades atípicas o raras. Según la OMS hay en el mundo entre 6000 y 8000 enfermedades atípicas.

En relación a las variables en juego en este proceso, Clouser (1985) afirma que hay dos niveles de decisiones, una por parte del laboratorio y otra por parte del médico. Ambas partes están sujetas a una dificultad peculiar que corresponde a los falsos positivos y a los falsos negativos. Es decir, que según los síntomas, y las aproximaciones con las cuales se manejan los datos en el laboratorio, existe el problema de diagnosticar una enfermedad que un paciente no posee (falso positivo) o de no diagnosticar una enfermedad que un paciente posee (falso negativo). Estos falsos suelen vincularse con la manera de trazar límites para poder decir si uno se encuentra afectado o no por una enfermedad.

A continuación describiremos un modo de uso de probabilidades: la del bayesianismo aplicada al campo computacional. Dos vertientes pueden ser mencionadas sobre el rol de la computadora. Por un lado, y característico de los primeros años de conexión entre inteligencia artificial y diagnóstico, la computadora es vista esencialmente como una herramienta de ayuda para la tarea de la diagnóstico: permite recolectar información de grandes bases de datos, manejar en tiempo real la información de un paciente (midiendo ritmo cardíaco, presión arterial, etc.), ser una base de consulta bibliográfica, realizar cálculos o procesar información. Por otro lado, algunos autores como Geffner (2010) consideran que el uso de la computadora como fuente de consulta desmerece en varios aspectos su potencial. En virtud de esto, se pretende que los programas computacionales puedan conducir ellos mismos el proceso de toma de decisiones de manera completamente automatizada. Hoy en día persisten los debates sobre la posibilidad o no de poder recrear, de una forma u otra, los mecanismos de toma de decisión humana en computadoras. Los intentos por reproducir la toma de decisiones de los seres humanos mediante la reproducción de la actividad de los especialistas frente a ciertos problemas ha promovido el desarrollo de sistemas expertos. Ya

en 1996, se podían contar con más de 12.500 sistemas expertos dedicados a una multiplicidad de especialidades y tareas, pero principalmente orientados a los campos de la diagnosis, los negocios y la producción industrial (Durkin, 1996).

Se entenderá aquí la probabilidad, simplemente, como una manera de poder manejar la incertidumbre, pero también como una forma de tomar una decisión en base a una hipótesis mediante el cálculo. El bayesianismo es parte de una tradición fundada por Thomas Bayes un matemático y un ministro presbiteriano inglés del siglo XVIII que desarrolló una teoría formal para argumentar la existencia de Dios. El teorema de Bayes desde hace ya mucho tiempo se usa en una gran diversidad de ámbitos. La fórmula es simple y se escribe de la manera siguiente:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

Esta formulación es un condicional probabilista. Se pueden distinguir cuatro elementos:  $P(A|B)$  (Probabilidad condicional de A dado B),  $P(B|A)$  (Probabilidad condicional de B dado A),  $P(A)$  (probabilidad de A) y  $P(B)$  (Probabilidad de B). Dado el gran uso de esta formulación, lo importante es su interpretación. Por ejemplo, se puede interpretar de forma epistemológica. Esta interpretación trata sobre grados de creencias, y se la divide en tres partes. i)  $P(A)$  es lo *a priori*, y se lo define como el grado de creencia inicial. ii)  $P(A|B)$  conforma lo *a posteriori*, y se lo define como el grado de creencia luego de haber tomado en cuenta a B. iii) el cociente  $P(B|A)/P(B)$  representa los aportes de B a A.

A nivel filosófico se pueden encontrar varias discusiones en ámbitos muy variados sobre el bayesianismo. Uno de ellos es sobre la realización de un formalismo ontológico a nivel semántico para poder expresar la incertidumbre (Da Costa, Laskey y Laskey, 2008). Otro es acerca del estatus de las probabilidades *a priori* (iniciales) (Iranzo, 2009) o acerca de cómo a partir del bayesianismo se adquiere nuevo

conocimiento y se piensa la distinción entre conocimiento causal y estadístico (Pearl, 2001).

Para Charniak (1983) existen tres razones principales que explican el rechazo del bayesianismo en inteligencia artificial por parte de los investigadores en diagnóstico médica: a) debido a que en su forma "pura", la perspectiva estadística bayesiana requiere un número imposible (en la práctica) de parámetros estadísticos. b) La única manera de resolver el problema descrito en a) consiste en dar por sentado o establecer un supuesto de independencia estadístico. c) En cada etapa, la perspectiva estadística bayesiana sólo funciona para situaciones en donde se verifica una sola enfermedad.

Según Charniak, el punto "a" constituye un problema genuino, mientras que el punto "b" no lo es. El punto "c" parece constituir una dificultad de peso pero en realidad la perspectiva estadística bayesiana es perfectamente compatible con varias soluciones de tipo heurísticas para el problema de las enfermedades múltiples. Para rechazar una perspectiva bayesiana en el punto c, dice Charniak (1983, pp. 71-72), habría que rechazar también por analogía algunas maneras de solucionar estos problemas que hacen uso de métodos numéricos. El punto "a" y "b" son los más interesantes para tratar el problema del supuesto de independencia. Lo que se plantea en el punto "a" se puede entender porque no existen razones claras para vincular una determinada enfermedad con síntomas particulares. Si además se agrega a este problema aquellos síntomas que se deben considerar de acuerdo con la evolución de la enfermedad, las variables a tomar en cuenta aumentan dramáticamente. A la hora de proponer la tarea de la diagnosis se desconoce cuál sería el número de síntomas suficientes para poder generar una comparación.

Si se observan síntomas se lo escribe entonces como  $S_1...S_n$  para una enfermedad  $D_i$  que sería la mejor opción como enfermedad que logre maximizar la probabilidad condicional de  $D_i$  dado  $S_1...S_n$ , es formulado de la siguiente manera  $P(D_i | S_1...S_n)$ . Como se desconocen estos números de síntomas se debe considerar a todos los subconjuntos de síntomas de la enfermedad, lo cual es una cifra astronómica. Para poder manejar una cifra abordable para el cálculo, el supuesto de

independencia es necesario, es decir, que la probabilidad de ocurrencia de un síntoma sea independiente de algún otro síntoma que pueda ocurrir al mismo tiempo para la misma enfermedad. Si se combinan, por ejemplo, algunos síntomas se pueden observar varios problemas. Por ejemplo, si se consideran dos síntomas que están ocurriendo en el paciente en este momento, y que ambos tienen una probabilidad alta, se espera que al combinarlos se refuerce la hipótesis sobre la presencia de una enfermedad. Pero esto no ocurre; al contrario, se reduce debido que al combinar estos dos síntomas se crea un evento con una ocurrencia de variables única, esto es, una coincidencia. Tampoco se pueden considerar a los síntomas como entidades ontológicamente independientes entre sí, sino que se encuentran causalmente vinculados. Para terminar rápidamente la descripción del problema del supuesto de independencia, Clouser (1985) da un ejemplo de qué pasaría si se considerara a la probabilidad como varias combinaciones de síntomas dada una enfermedad. Los  $n$  síntomas que son frutos de las observaciones se potencian a la  $2^n$  si solamente se toma en cuenta combinaciones binarias como pares. Esto llevaría a 1.048.576 posibles combinaciones. Si existen 16 o 20 síntomas que combinar, rápidamente uno puede observar la dimensión del problema. Existen varias metodologías para manejar esta problemática, en esencia, retomando a Clouser se buscan las combinaciones de síntomas más frecuentes y se las define como una unidad. Luego, esta unidad es analizada como un síntoma independiente para poder realizar el cálculo.

El problema del supuesto de independencia no representa una barrera, sino que puede ser resuelto a partir de varias estrategias. Una de ellas es desarrollada por Charniak. Otra es propuesta por Szolovits. Pero antes de continuar es importante decir que en Charniak el supuesto de independencia puede darse en otro nivel. Esto permite hablar de dos supuestos de independencia.

Para Charniak en efecto se pueden dar dos supuestos de independencia: El primero es la independencia entre dos síntomas que ha sido descrita. Y el segundo aquel según el cual dos síntomas no son propios de un único grupo de personas sino de un subgrupo de personas sufriendo una enfermedad particular  $d$ . En estos casos es

necesario reinterpretar a la fórmula de Bayes en base a estos nuevos elementos. Se puede reescribir la ecuación de Bayes de la siguiente forma:

$$P(d_i | s_1 \dots s_n) = \frac{[P(d_i) * P(s_1 | d_i) * \dots * P(s_n | d_i)]}{[P(s_1) * \dots * P(s_n)]}$$

Charniak (1983) en particular busca diferenciarse de la propuesta de Clouser (1985) para la inteligencia artificial. Realizar una unificación solamente a partir de las relaciones que puedan existir entre dos síntomas se puede prestar a confusión. En efecto, esto supone que tal perspectiva debe ser válida para todas las enfermedades y que, por lo tanto, no se permite ninguna novedad en los valores de lo *a priori* y lo *a posteriori*. En cambio, ajustar síntomas con una sola y única enfermedad permite una modificación en estos niveles. De esta manera el razonamiento causal ocupa un lugar central, y se busca representarlo mediante estados patológicos. Pero esta última estrategia no siempre funciona. Este cambio puede ser implementado en *Mycin*<sup>2</sup> para poder utilizar relaciones que aparecen como razonablemente obvias cuando los síntomas no son independientes. El problema con *Mycin* sería más complicado si hubiese algún síntoma que fuese central para el proceso de diagnosis y que dicho programa no fuera capaz de identificarlo<sup>3</sup>. Para *Internist I* es diferente; en este caso el programa no puede manejar adecuadamente una base de conocimiento *a priori* puesto que la

---

<sup>2</sup> *Mycin* es un sistema experto desarrollado en los años 70 por Edward Shortliffe como tesis doctoral bajo la supervisión de Bruce Buchanan y Stanley N. Cohen. El sistema tenía como objetivo identificar a ciertas bacterias que pudieran causar infecciones graves.

<sup>3</sup> *Mycin* permite elaborar un listado de síntomas dada una enfermedad (S1, S2, S3,...). El problema aparece cuando todos los síntomas aparecen pero uno resulta ser desconocido. En este caso *Mycin* no logra realizar satisfactoriamente una buena diagnosis. Si bien este problema puede ser resuelto mediante la incorporación de una extensión en la base de datos, representa una limitación. Esto puede ser particularmente complicado en el caso en el cual se busca diagnosticar un paciente con apuro para poder tratarlo lo más adecuadamente posible dada una condición peligrosa.



heurística basada en el algoritmo de partición no toma en cuenta las jerarquías de enfermedades supuestas dentro del programa. Este elemento es, según Charniak, el principal problema que surge al asociar el bayesianismo con *Internist I*. A pesar de esto, el resto de los elementos que constituyen al programa *Internist I* tiene una fuerte base bayesiana. En este sentido, y de manera semejante a lo que ocurre con el *Mycin*, el funcionamiento de *Internist I* parece emular ciertos comportamientos que pueden interpretarse en términos bayesianos (Charniak, 1983, p. 70). La reformulación de las ecuaciones de Bayes por Charniak apunta a poder tratar el supuesto de independencia en sus dos formas. Para aquellos programas que ignoran los aspectos *a priori* se intenta construirlo a partir de un logaritmo<sup>4</sup>:

$$\log(P(d_i|s_1 \dots s_n)) = \log(P(d_i)) + \log(I(d_i|s_1)) + \dots + \log(I(d_i|s_n))$$

Que puede ser reducido a:

$$LP(d_i|s_1 \dots s_n) = LP(d_i) + LI(d_i|s_1) + \dots + LI(d_i|s_n)$$

Esta manera de tratar el supuesto de independencia tendría sus ventajas, según Charniak (1983, p. 71), en el sentido que se redefine a "S" en relación directa con "D". En cambio Clouser (1985) redefine a "S" como resultado de ciertos patrones de relaciones. En referencia a los aspectos *a priori*, este puede aparecer si se toma como base a los resultados obtenidos al correr por primera vez al logaritmo y así usar los datos resultantes para la ecuación.

Szolovits presenta otro método para resolver la cuestión y formula la ecuación de Bayes de la siguiente forma:

$$(s_1, s_2|D) = P(s_1|D)P(s_2|D)$$

---

<sup>4</sup> Según Charniak (1983, p. 71), el uso de un logaritmo toma sentido dado que la probabilidad siempre se encuentra modificada a partir de una multiplicación con algún factor. Y además, por otro lado, las probabilidades para las enfermedades pueden tener variaciones muy amplias (la probabilidad *a priori* de una tos es de  $\sim 10^{-1}$  mientras que para una enfermedad rara es de  $\sim 10^{-10}$ ). Por lo que para Charniak da sentido usar un logaritmo más que las probabilidades por ellas mismas.

El tratamiento del problema del supuesto de independencia, según la estrategia de Szolovits, se basa en interpretar la ecuación de Bayes como una probabilidad de *ratio* escalonado en base a un método secuencial inferencial bayesiano. El tratamiento de los aspectos *a priori* se hace de la misma manera que Charniak: tratar lo *a posteriori* como lo *a priori*. Pero en vez de usar una probabilidad común se usa la probabilidad en el sentido de “*odds*” ( $\frac{1}{2}$ ,  $\frac{2}{3}$ , etc.) que posee como característica la posibilidad de aumentar con un cierto nivel de precisión la interpretación de los datos obtenidos. Por ejemplo, dice Szolovits (1991), que la diferencia entre 98% y 99% de algún evento puede representar una diferencia mucho mayor de lo que aparenta el orden de “*odds*” en el orden de 50:1 y 100:1. Esta perspectiva en relación a la independencia tendría sus ventajas ya que esta metodología basada en “*odds*” permite manejar con mayor precisión las condiciones de independencia entre síntomas de una enfermedad.<sup>5</sup>

Al interpretar de esta manera la ecuación de Bayes, Szolovits considera que el uso de la heurística de valoración manejada por *Internist I*, y por ende de las frecuencias resultantes, es mejor interpretado como una probabilidad de *ratio* escalonada.

Esta perspectiva, según Szolovits, define el denominado método de inferencia secuencial bayesiano. Luego de observar cualquier síntoma,  $S_1$  por ejemplo, se hace uso de la regla bayesiana para computar la probabilidad *a posteriori* de  $P(D_i | S_1)$ . Luego, el resultado de la probabilidad *a posteriori* es tomada y considerada como una nueva probabilidad *a priori*, lo cual corresponde a la probabilidad de que el paciente tiene  $D_i$  si éste ha sido seleccionado dentro de una población con el síntoma  $S_1$ . Esta secuencia debería repetirse para cada síntoma observado, y si el condicional logra sostenerse, entonces se puede demostrar su equivalencia con el primer tratamiento usando un compuesto de síntoma. La metodología de Szolovits es interesante debido a que otorga la ventaja de poder considerar el razonamiento de

---

<sup>5</sup> Esto puede hacerse a partir del análisis de un grupo de personas en donde los resultados *a posteriori* pueden luego servir para formular la probabilidad *a priori* de la ecuación.

la diagnosis paso por paso, y de esta manera ver cuál es el síntoma más adecuado de analizar en el próximo paso. Esta ventaja también se traduce en nuevas formulaciones donde se prefiere usar *oddslikelihoods* ratios que probabilidades. El vocablo *likelihoods* hace referencia aquí a algo que potencialmente está por acontecer o ha acontecido. Si se lo entiende como función, entonces se hace referencia a una función de los parámetros estadísticos que permite realizar inferencias acerca de su valor a partir de un conjunto de observaciones.

Hechas estas aclaraciones, en vez de la probabilidad *a posteriori* de  $D$  se buscará la *a posteriori odds* de  $D$ , así la formulación de Bayes en su forma *odds-likelihoods* se escribe de esta manera:

$$O(D|S) = L(S|D) O(D)$$

El *odds a priori* de  $D$  será el resultado de la formulación siguiente:

$$O(D) = \frac{P(D)}{P(\bar{D})} = \frac{P(D)}{1 - P(D)}$$

Y el condicional *odds* (o el *likelihoods ratio*) de un síntoma dado una enfermedad es dado por:

$$L(s|D) = \frac{P(s|D)}{P(s|\bar{D})}$$

La anterior formulación según Szolovits cambia nuestra forma de decir “75% de probabilidades” por un “*odds* de 3 por 1”, que tiene la ventaja de que una sucesiva aplicación del teorema de Bayes implica una multiplicación de los *ratios likelihoods* correspondiente a observaciones sucesivas (si son independientes). Otra ventaja es que las personas que no manejan bien las probabilidades puedan ser capaces de estimar *odds* de una mejor forma en función de probabilidades muy chicas o muy grandes. Como se ha visto, Szolovits da el ejemplo de la diferencia entre 98% y 99%, lo cual para nuestros ojos puede parecer ser una diferencia muy ínfima pero en realidad

representa una diferencia de *odds* entre una escala de 50:1 y 100:1. No es difícil por lo tanto observar cuán distintas pueden ser las mediciones a partir de esta nueva formulación.

Esta versión posee además otra particularidad. Si la forma *odds* del teorema de Bayes es transformada para el logaritmo de ambas partes de la ecuación, se puede llegar a que la formulación compute el *log* de una hipótesis como la suma del *log* del ratio *likelihoods* de los indicios observados. Resultados que poseen un ratio *likelihoods* mayor que uno darán lugar a pesos positivos mientras que si es menor que uno a pesos negativos.

Esta interpretación es importante debido que a pesar de que el programa Internist I no usa bayesianismo, se lo puede interpretar a partir de la formulación aquí presentada como una forma de bayesianismo. Los usos que se pueden hacer dan lugar a problemáticas epistemológicas vinculadas con la interpretación de las ecuaciones. Uno de ellas reside en la posibilidad de intercambiar significados en base a los propósitos originales de programas como *Internist I* o *Mycin*. Así, si bien el bayesianismo, siendo una herramienta limitada pone en discusión la presencia de errores o dificultades computacionales como el problema del supuesto de independencia, su tratamiento hace lugar a instancias que aspiran a superar tal situación. Estos desarrollos nos muestran que el debate acerca del problema del supuesto de independencia no cierra sus filas en torno a su interpretación como una limitación estricta al uso del bayesianismo en la diagnosis médica. Su formulación simple permite seguir repensando y actualizando su aplicación en nuevos sistemas expertos.

## **Bibliografía**

Charniak, E. (1983) *The Bayesian Basis of Common Sense Medical Diagnosis*. pp.70-73.

- Da Costa, P. C. G.; Laskey, K. B. & Laskey, K. J. (2008) PR-OWL: A Bayesian Ontology Language for the Semantic Web. In da Costa, P. C. G., d' Amato, C., Fanizzi, N., Laskey, K. B., Laskey, K. J., Lukasiewicz, T. & Pool, M. (Eds.) *Uncertainty Reasoning for the Semantic Web I*, pp. 88-107.
- Clouser, D. (1985) Approaching the logic of Diagnosis. In Schaffner, K. F. (ed), & Workshop on "the Logic of Discovery and Diagnosis in Medicine." *Logic of discovery and diagnosis in medicine*, University of California Press.
- Durkin, J. (1996) Expert Systems: A View of the Field. *IEEE Expert*: Vol. 11, No. 2, pp. 56-63.
- Feigenbaum, E.; Buchanan, B. G. y Lederberg, J. (1970) *On generality and problem solving: a case study using the DENDRAL program*. Stanford, CA, USA: Stanford University.
- Geffner, H. (2010) Heuristics, Probability and Causality. In Dechter, R., Geffner, H., & Halpern, J., (Eds) *A Tribute to Judea Pearl*. College Publications, pp. 23-43.
- Iranzo, V. (2009) Probabilidad inicial y éxito probabilístico. *Anal. filos.* [online], vol.29, n.1, pp. 39-71, ISSN 1851-9636.
- Pearl, J. (2001) Bayesianism and Causality, or, Why I am only a Half-Bayesian. In Corfield, D., Williamson, J., (eds.), *Foundations of Bayesianism, Applied Logic Series Volume 24*, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Szolovits, P. (1995) Uncertainty and decisions in medical informatics. *Methods of Information in Medicine-Methodik der Information in der Medizin*, 34(1), pp. 111-121.