

El método bayesiano en la investigación médica

Preparado por Luis M. Molinero (Alce Ingeniería)

[Artículo en formato PDF](#)

CorreoE: bioestadistica@alceingenieria.net

Mayo 2002

Introducción

Los métodos bayesianos, con una interpretación diferente del concepto de probabilidad, constituyen una alternativa a la estadística tradicional centrada en el contraste de hipótesis, denominada por contraposición estadística frecuentista, y están siendo [motivo actual de debate](#). En esencia se diferencian en que incorporan información externa al estudio para con ella y los propios datos observados estimar una distribución de probabilidad para la magnitud –efecto– que se está investigando.

A pesar de un entusiasmo, "autoproclamado" por los devotos de este enfoque, que sostienen que existe un interés creciente y una cada vez mayor frecuencia en la utilización de técnicas bayesianas a la hora de inferir y tomar decisiones, la verdad es que en mi modesta opinión la realidad de las publicaciones médicas no refleja, ni mucho menos, esa pretendida situación, siendo sólo una minoría quienes publican resultados analizados desde una óptica bayesiana, y lo que es mucho más importante, también son escasos los lectores que disponen de la formación adecuada para comprenderlo. Esta forma de inferencia exige pensar mucho más que para la aplicación del recetario tradicional de la estadística clásica, y ello aunque probablemente el razonamiento metodológico es en sí mismo mucho más natural.

Se denomina método bayesiano por basarse originalmente en el teorema de Bayes, publicación póstuma de Thomas Bayes en 1763, que en esencia nos permite, si conocemos la probabilidad de que ocurra un suceso, modificar su valor cuando disponemos de nueva información.

Teorema de Bayes

Antes de seguir, conviene recordar un poco la terminología y refrescar el teorema de Bayes. El lector que no lo necesite o que le aburran estas cosas puede pasar directamente al [punto siguiente](#).

Vamos a llamar $P(A)$ a la probabilidad de que ocurra el suceso A .

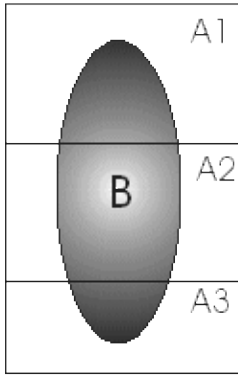
$P(A.B)$ a la probabilidad de que ocurran los sucesos A y B (ambos).

$P(A / B)$ a la probabilidad de que ocurra A cuando sabemos que ha ocurrido B (se denomina **probabilidad condicionada**).

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

$$P(A.B) = P(B) \times P(A / B) = P(A) \times P(B / A)$$

Por simetría es obvio que se cumple la tercera igualdad.



Si tenemos un conjunto de posibles sucesos A_i ($A_1 \dots A_n$), mutuamente excluyentes (no puede ocurrir dos de ellos a la vez) y que constituyen todas las posibles situaciones (o lo que es lo mismo $P(A_1)+P(A_2)+\dots+P(A_n)=1$, el que ocurra alguno de los sucesos A tiene probabilidad 1, suceso seguro). Lo representamos gráficamente en la figura. El cuadrado corresponde a todas las situaciones posibles, que en este caso pueden dividirse en tres: A_1, A_2, A_3 . El suceso B se puede producir en cualquiera de las tres situaciones.

Si reescribimos ahora la anterior ecuación por ejemplo para A_1 tenemos

$$P(A_1 \cdot B) = P(A_1/B) \times P(B) = P(B/A_1) \times P(A_1)$$

Con un poco de álgebra elemental tenemos

$$P(A_1 / B) = \frac{P(B / A_1) \cdot P(A_1)}{P(B)}$$

$$P(B) = P(B \cdot A_1) + P(B \cdot A_2) + P(B \cdot A_3) = \sum P(B \cdot A_i) = \sum P(B / A_i) \cdot P(A_i)$$

$$P(A_1 / B) = \frac{P(B / A_1) \cdot P(A_1)}{\sum P(B / A_i) \cdot P(A_i)}$$

que constituye el famoso teorema de Bayes. Para cualquiera de las otras situaciones (A_2, A_3) la fórmula es similar.

Ejemplo de aplicación del teorema de Bayes

La aplicación más intuitiva en medicina este teorema, y con la que todo el mundo está familiarizado, la encontramos en el campo de las pruebas diagnósticas, y nos permite, conociendo la prevalencia de una enfermedad en la población a la que pertenece un individuo y los valores de sensibilidad y especificidad de la prueba, calcular la probabilidad de que un sujeto que ha dado positivo en el test, verdaderamente tenga esa enfermedad.

Si llamamos P a la probabilidad a priori de que el sujeto esté enfermo, y $Q=1-P$ a su complementaria, S a la sensibilidad y E a la especificidad de la prueba T ; aplicando el teorema de Bayes podemos calcular la probabilidad de que un sujeto esté verdaderamente enfermo cuando dio positivo (valor predictivo positivo de la prueba) y la probabilidad de que no esté enfermo cuando dio negativo (valor predictivo negativo). Sin más que reescribir la fórmula anterior del teorema de Bayes tenemos

$$P(\text{Enf.} / T+) = \frac{P \cdot S}{P \cdot S + Q \cdot (1 - E)}$$

$$P(\text{NEnf.} / T-) = \frac{Q \cdot E}{Q \cdot E + P \cdot (1 - S)}$$

Pongamos algunos números en estas fórmulas: si sabemos que la prevalencia en la población del VIH es de 1/1000 y que el test de VIH que efectuamos tiene una sensibilidad del 98 % y una especificidad del 98 % ¿cuál es la probabilidad de que un sujeto que ha resultado positivo sea verdaderamente portador del VIH?

Substituyendo esos valores en la primera de las fórmulas anteriores obtenemos una probabilidad de 0.047, o lo que es lo mismo ¿cerca del 5% de los positivos obtenidos en el test son realmente falsos positivos!. Esto

inicialmente choca con nuestra intuición, ¿cómo puede ser que una prueba con una sensibilidad y especificidad altas parezca en la práctica tan mala?. El problema radica en el valor de la prevalencia que es muy bajo y si se refiere a la población general probablemente no será aplicable a un sujeto que acude a consulta a un hospital y al que se le realiza la prueba porque hay otros motivos de sospecha –porque pertenece a un grupo de riesgo, porque presenta síntomas específicos...– y entonces ya no es aplicable la prevalencia de la población general, sino la del subgrupo de población al que pertenece y en el que la prevalencia (probabilidad a priori) de padecer la enfermedad será radicalmente mayor. Sin embargo los cálculos sí que son válidos si estamos pensando en la población general, por ejemplo porque valoramos la posibilidad de plantear un programa de "screening" y habrá que considerar entonces el coste social, personal y económico que supone el tener un gran número de falsos positivos, frente al beneficio de detectar verdaderos enfermos, no vaya a ocurrir que sea el propio diagnóstico el que *crea* una epidemia.

Partiendo de este pequeño repaso al teorema de Bayes, que en esencia es un razonamiento plasmado en una fórmula que nos permite, como en el ejemplo anterior, modificar la probabilidad conocida de que ocurra un suceso cuando tenemos nueva información al respecto.

Metodología bayesiana

En la metodología estadística clásica –frecuentista– se calcula la probabilidad de observar un resultado suponiendo que la realidad sea de una manera determinada (hipótesis nula), sin embargo en la práctica necesitamos los conocimientos para tomar decisiones, y lo que realmente nos interesa es conocer la probabilidad de que las cosas sean de una manera determinada dados los datos (condicionado a..) que hemos observado. Esta es la diferencia que radica en el enfoque bayesiano. En el caso de las pruebas diagnósticas lo que nos interesa en la práctica es el valor predictivo, positivo o negativo, de la prueba no la sensibilidad o especificidad de éstas.

Aunque estamos habituados a la presentación de los métodos bayesianos con sucesos binarios o dicotómicos (enfermo o sano), también son aplicables cuando los resultados son continuos (por ejemplo proporción de pacientes que sobreviven).

En el análisis estadístico clásico para evaluar por ejemplo la eficacia de un nuevo tratamiento frente al tratamiento anterior se utiliza exclusivamente la información obtenida en el estudio, ensayo clínico o experimento. Por el contrario en la metodología bayesiana es fundamental el concepto de probabilidad a priori (o prior, equivalente al conocimiento de la prevalencia en las pruebas diagnósticas). El análisis comienza resumiendo cuantitativamente la información previa existente y externa al estudio, cuyo origen puede ser diverso, desde datos de laboratorio, otros estudios, opinión de expertos o incluso las propias creencias.

Supongamos que se está comparando la tasa de mortalidad, cuantificada mediante el logaritmo del odds ratio. Para utilizar la terminología habitual vamos a llamar a esa magnitud que interesa calcular θ . Lo primero que hay que determinar es la distribución de probabilidad de esa magnitud con la información externa de la que se dispone, es lo que se denomina **probabilidad a priori** y vamos a representar como $P(\theta)$. Seguidamente se cuantifica la información que aportan los datos observados en nuestro estudio mediante lo que se denomina **función de verosimilitud** (likelihood), que denotaremos como $P(\text{Datos} / \theta)$. La verosimilitud representa la probabilidad de los datos observados para cualquier valor del parámetro θ . Podemos ahora utilizar el teorema de Bayes para actualizar el valor a priori $P(\theta)$ a la luz de los datos obtenidos y calcular $P(\theta / \text{Datos})$, la denominada función de **probabilidad a posteriori**, es decir cómo de probables son los diferentes valores posibles de θ una vez obtenidos nuestros datos. Según el [teorema de Bayes](#) tenemos que

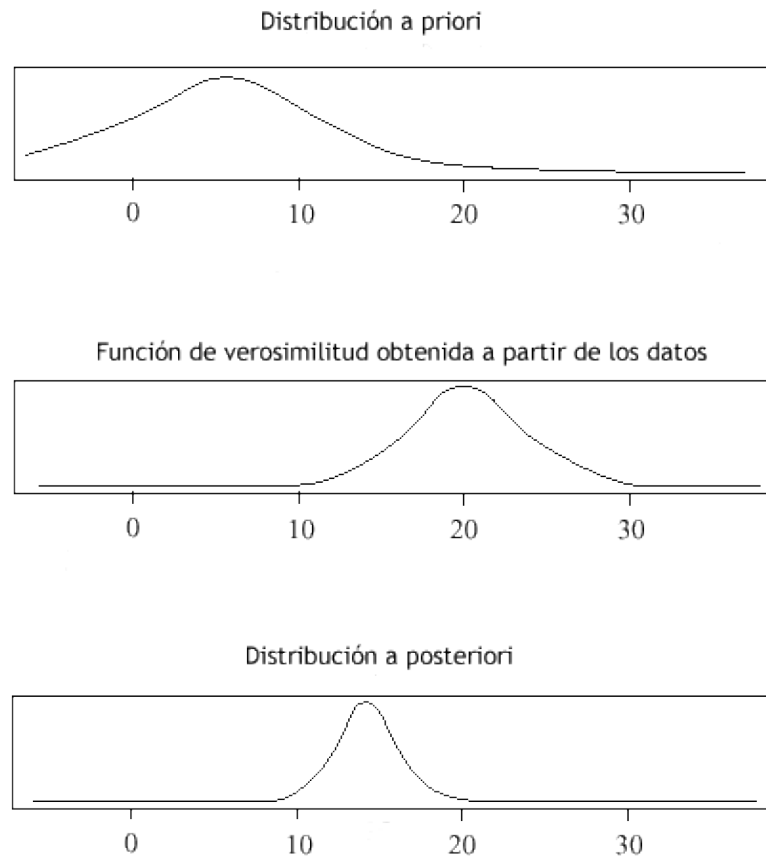
$$P(\theta / \text{Datos}) \propto P(\theta) \cdot P(\text{Datos} / \theta)$$

donde el símbolo \propto indica que el lado de la izquierda es proporcional al lado de la derecha, es decir que son iguales salvo por un término constante (el denominador del teorema de Bayes) que no depende del parámetro de interés θ .

Así pues los resultados se expresan como una función de la probabilidad a posteriori de los diferentes valores

de θ . Este proceso se puede representar de forma gráfica, como ahora veremos.

Supongamos que se está comparando la diferencia entre las medias de la presión arterial sistólica de dos grupos de pacientes. En la siguiente figura la curva de la parte superior representa la distribución de probabilidad que se espera para la diferencia entre las medias a priori, de acuerdo con la información de la que se dispone. La curva de la parte central representa la función de verosimilitud obtenida a partir de los datos del estudio: probabilidad para cada posible valor de esa diferencia en función de los datos. Por último la curva de la parte inferior corresponde a la distribución de probabilidad a posteriori obtenida al combinar ambas curvas, la correspondiente a la información previa y la obtenida en nuestro estudio.



Ahora las inferencias sobre el parámetro que se estudia θ —en el ejemplo la diferencia en cuanto a la media de la PAS entre los grupos— se basan en utilizar la distribución a posteriori así calculada: podemos obtener a partir de ella, por ejemplo, un valor medio y una dispersión.

Se denomina **Intervalo de credibilidad** a aquel que garantiza que incluye el verdadero valor de θ con una probabilidad dada, por ejemplo del 95 %.

También puede utilizarse la distribución a posteriori para evaluar la probabilidad de que θ tenga un valor igual o mayor que un valor concreto para tomar una decisión.

Cómo cuantificar la información a priori

En la cuantificación de la distribución de probabilidad a priori radica el principal punto de controversia de los métodos bayesianos ya que implica una, al menos aparente, pérdida de objetividad. Sin embargo está claro que, sobre todo en la toma de decisiones, los juicios sobre una técnica terapéutica, un nuevo fármaco, la posibilidad de aparición de efectos adversos, etc nunca se fundamentan únicamente en los resultados de un solo estudio concreto.

Hay que tener presente que el término *a priori* no implica necesariamente una relación temporal en el sentido de que corresponda a una información obtenida con anterioridad a nuestro estudio, sino que se refiere, en un sentido más amplio, a la información externa a nuestro estudio.

Existen diferentes procedimientos para formalizar la distribución de probabilidad a priori y algunos autores recomiendan no limitarse a un sólo método para cuantificarla, sino utilizar varios de ellos con el fin de evaluar cómo se modifican las conclusiones en cada caso. Es lo que se conoce como **análisis de sensibilidad**.

Desde el punto de vista probabilístico o matemático de la cuestión existen tres métodos fundamentales para establecer la distribución de probabilidad a priori: distribución **no informativa o de referencia**, que corresponde a una ausencia de opinión o de conocimiento clínico a priori y por lo tanto no aporta información a lo que se observa en los datos. Distribución a priori **escéptica**, que considera que la probabilidad de que la hipótesis alternativa sea cierta (existe diferencia entre los grupos) es muy pequeña. Y distribución a priori **entusiasta**, que tiene razones fundadas para encontrar diferencias, por lo que determina que la probabilidad de que éstas sean 0 o peor en el grupo de interés tiene una probabilidad muy baja.

El problema radica en que la especificación y cuantificación de la distribución a priori no es una tarea sencilla, especialmente cuando se trata de modelos con más de un parámetro, como pueden ser los modelos de regresión. Por otro lado existe una cierta reticencia por parte de los investigadores a incorporar una distribución a priori con suficiente información, por temor a la posibilidad de que se les acuse de subjetividad.

Campos de aplicación

Aunque la estadística clásica ha supuesto y supone una importante aportación de rigor metodológico en la investigación médica, su utilización encorsetada y dogmática la aleja de su verdadera misión como herramienta y no como ciencia en sí misma. Cada vez son más las voces que abogan por la renovación y la frescura que aporta el enfoque bayesiano, más cercano a la forma natural de pensamiento y al propio devenir del avance científico. Comenta un epidemiólogo que cuando los médicos comunican de manera informal sus resultados (en charlas, reuniones), el balance entre la biología, la metodología, los datos y el contexto es adecuado en la mayoría de las ocasiones. Hay un énfasis en la presentación de una "historia" coherente desde el punto de vista epidemiológico o fisiológico. Sin embargo esa sensibilidad se olvida a menudo cuando la información se refleja en las publicaciones, donde la estructura de presentación es mucho más rígida y donde los resultados estadísticos, con su cortejo de P, cobran mucha mayor relevancia. Sin embargo basta efectuar una búsqueda en Medline para comprobar que la utilización de la metodología bayesiana está muy lejos de ser frecuente.

El área de aplicación de la metodología bayesiana es la misma que la de la estadística clásica o frecuentista, pero hay determinadas situaciones en las que su utilización presenta indudables ventajas. Seguidamente vamos a comentar alguna de ellas.

Estudios de equivalencia

Se denomina así a aquellos estudios en los que se trata de verificar la hipótesis nula, es decir que lo que realmente esperamos es que los tratamientos sean de eficacia similar, aunque uno de ellos presenta otro tipo de ventajas en otras cuestiones que ahora no son el objetivo del análisis, por ejemplo es menos agresivo, o es más barato o tiene menos efectos adversos, o es de más fácil cumplimiento. Aquí el planteamiento frecuentista resulta un poco retorcido, puesto que la hipótesis nula no se puede probar, sólo se puede rechazar, y ya sabemos que con un tamaño de muestra suficiente siempre podemos rechazar la hipótesis de igualdad. Por lo tanto el enfoque bayesiano resulta mucho más natural.

Monitorización de ensayos clínicos

En los ensayos clínicos que implican observaciones a lo largo de un determinado periodo de tiempo, a medida que éste transcurre se va disponiendo de más información, de tal manera que en algún momento intermedio del estudio la evidencia de los datos puede indicar que un tratamiento es claramente muy superior al otro, por

lo que puede no ser ético seguir asignando pacientes al tratamiento inferior. Y esto es especialmente importante cuando estamos hablando de enfermedades con una elevada probabilidad de muerte que puede ser mucho mayor en el grupo de pacientes asignado al tratamiento inferior. O por el contrario, se comprueba que no hay diferencias apreciables entre ambos y quizás no sea razonable seguir gastando esfuerzos y dinero adicional en el estudio. Por ello en el protocolo de muchos ensayos clínicos se indica explícitamente el número y momento en el que se realizarán análisis intermedios de los datos recogidos hasta la fecha, e incluso éstos se efectúan por un Comité de Monitorización independiente. Pero hay un gran riesgo en parar un ensayo clínico antes de reunir el tamaño de muestra inicialmente previsto para su finalización, ya que el objetivo de cualquier estudio es reunir evidencia para transmitirla a otros con el fin de influir en su práctica clínica, por lo que quizás un enfoque frecuentista de la cuestión, basado únicamente en unas normas para detener el ensayo, justificadas en base a un nivel de significación estadístico, no es suficiente y en cambio es interesante incorporar ese conocimiento previo en el proceso, ya que es el que se pretende modificar y habrá que acumular suficiente evidencia frente a lo que se sabe o se cree saber y no frente a la hipótesis nula.

Meta-análisis

El núcleo central del enfoque bayesiano radica en determinar cómo actualizar cuantitativamente los conocimientos probabilísticos que tenemos de un fenómeno, por lo que parece lógico que en el campo de los meta-análisis, en el que se combina información sobre diferentes estudios, también sea de utilidad ese planteamiento. Dado el auge del meta-análisis dentro de la corriente de medicina basada en la evidencia, es lógico pensar en cada ensayo clínico como un escalón más en la escalera del conocimiento –o de la evidencia– antes que como algo aislado y autocontenido.

Evaluación de datos locales

La posibilidad de efectuar macroestudios no es asequible a cualquier investigador, sin embargo sus propios datos recogidos en un diseño correcto también contienen información valiosa. Con un enfoque frecuentista el obtener un nivel de probabilidad de 0.03 o 0.01 es irrelevante en cuanto a las conclusiones que se transmitan en la discusión de resultados por el investigador, pero si el valor de P que obtiene es 0.07 las cosas cambian radicalmente ya que al no haber obtenido un valor de p inferior a 0.05 el investigador ya no puede poner tranquilamente el marchamo de "se obtuvieron diferencias estadísticamente significativas". Las conclusiones que ahora exponga van a depender de sus convicciones en cuanto a la validez de la hipótesis del estudio y por lo tanto estará aplicando, sin cuantificar, un enfoque bayesiano de la cuestión. Si es partidario de la hipótesis alternativa dirá que el nivel de P obtenido no llegó a ser estadísticamente significativo pero probablemente se hubiera alcanzado con una muestra mayor. Esto después de haber buscando –sin éxito– algún otro modelo o técnica estadística que le permitiera llegar a la conclusión que va buscando (Todo investigador va buscando algo o es un insensato). Mientras que si es partidario de la hipótesis nula dirá que no hay evidencia muestral suficiente para rechazarla. ¿Es ésta la objetividad de la estadística clásica? Y ¿hay acaso alguna razón para rechazar ese sentimiento? El que esté libre de culpa que tire la primera piedra.

Parece más que sensato aplicar un enfoque bayesiano en estas situaciones y si, como a menudo suele ocurrir, existen trabajos similares sobre el tema incluirlos en el razonamiento probabilístico y comprobar cómo nuestro estudio modifica o corrobora el conocimiento previo o externo. Por otro lado parece más lógico utilizar un razonamiento continuo, no dicotómico de aceptación y rechazo, ya que no resulta fácil de aceptar la misma hipótesis nula con una P de 0.1 que con un valor de 0.8. La realidad cotidiana nos dice que pocas personas (¿hay alguna?) toman decisiones de esa manera.

Adaptación de modelos a un nuevo entorno

A menudo nos encontramos ejemplos de utilización de modelos obtenidos en un entorno diferente al que se van a aplicar. Un ejemplo muy conocido lo constituye el archifamoso [modelo de Framingham](#) para el cálculo del riesgo cardiovascular. Se observa, como en el caso citado, que al utilizarlos en un contexto diferente de aquél en el que fueron obtenidos, se encuentran resultados más discrepantes con la realidad de lo esperado. Lo ideal sería diseñar modelos locales, pero es difícil reunir una casuística tan importante y de tantos años como la que éstos modelos incorporan. Existe una aproximación intermedia entre partir de cero o utilizar sin más el modelo importado. Aquí un enfoque bayesiano también puede ser interesante ya que podemos incorporar ese

conocimiento en la distribución a priori y combinarlo con lo que dicen nuestros datos locales.

Elaboración de guías clínicas por un panel de expertos

Una vez más se trata de incorporar conocimiento previo y de los expertos reunidos para obtener guías de actuación, o sea de toma de decisiones. La cuestión ahora es cómo combinar los datos de diferentes expertos para obtener unas recomendaciones de actuación clínica.

Consideraciones finales

Aunque probablemente todos razonamos de una forma más parecida a la metodología bayesiana que a la frecuentista, resulta difícil traducirlo en términos matemáticos y difícil de evaluar y de transmitir, incluso tengo serias dudas sobre haberlo logrado en este texto, por lo que para finalizar de forma relajada la exposición voy a citar un artículo del Philadelphia Inquirer escrito por el matemático (y sin embargo ameno) John Allen Paulos sobre la utilización –manipulación– de las estadísticas que efectuó el abogado defensor en el famoso juicio del jugador y actor americano O.J. Simpson, acusado del asesinato de su mujer, donde vemos que la comprensión del concepto de probabilidad condicional y al menos una idea intuitiva del teorema de Bayes, es de utilidad y aplicación en la vida diaria:

"Además de la desagradable sensación producida por el folletín Simpson, ha habido muchos ejemplos de lo que podríamos llamar *estaticidio*. Permítaseme empezar por un estribillo repetido continuamente durante el proceso por el abogado Alan Dershowitz. Este hombre afirmaba que, puesto que menos del uno por mil de las mujeres maltratadas por sus compañeros mueren a manos de éstos, los malos tratos producidos en el matrimonio Simpson no tenían que ver con el caso. Aunque las cifras son correctas, las palabras del señor Dershowitz son de una incongruencia apabullante; no tienen en cuenta un hecho ineludible: Nicole Simpson murió de muerte violenta. Dadas ciertas suposiciones fácticas razonables de homicidio y malos tratos conyugales, se puede ver fácilmente, empleando el teorema de Bayes, que si un hombre maltrata a su mujer o novia y ésta muere asesinada después, el vapuleador es el homicida más del 80 % de las veces. Así pues estaba matemáticamente justificado, a falta de otros indicios, que la policía sospechara inmediatamente del señor Simpson. No estoy defendiendo en modo alguno la derogación de los derechos de nuestra cuarta enmienda; me limito a puntualizar que señalar con el dedo al señor Simpson no era, tal como estaban las cosas, ilógico, ni fue como sostenía el defensor una muestra de racismo".

Me pregunto ¿serían frecuentistas o bayesianos los miembros del jurado?

La discusión entre la utilidad y ventajas de los métodos bayesianos y frecuentistas viene ya de largo y tiene todo el aspecto de continuar. **Recomendamos encarecidamente la lectura del [debate citado en los enlaces](#).** Quizás tampoco sea muy importante la elección del método, puesto que se trata de herramientas de investigación y que por lo tanto no generan conocimiento per se sino que tan sólo ayudan a interpretarlo y formalizarlo. Es verdad que uno de los aspectos interesantes del enfoque bayesiano frente al frecuentista es que no puede ser aplicado de forma mecánica, sin pensar, y a la vez constituye su principal debilidad a la hora de su difusión general, a lo que hay que añadir el déficit de formación en ese área y la disponibilidad (hasta ahora) de software de fácil utilización.

Enlaces de interés

- [El enfoque bayesiano: otra manera de inferir](#)
L.C. Silva, A. Benavides
Gaceta Sanitaria. Domingo 1 Julio 2001. Volumen 15 – Número 04 p. 341 – 346 [\(*\)](#)
- [Debate sobre métodos frecuentistas vs bayesianos](#)
L. C. Silva, A. Muñoz
Gaceta Sanitaria. Miércoles 1 Noviembre 2000. Volumen 14 – Número 6 p. 482 – 494 [\(*\)](#)
- [¿Qué es la inferencia bayesiana?](#)

L .C. Silva Ayçaguer, P. Suárez Gil
JANO EMC. Viernes 31 Marzo 2000. Volumen 58 – Número 1338 p. 65 – 66 [\(*\)](#)

● [Bayesian methods](#)

Biostatistics in clinical trials
Editors: Carol K. Redmond, Theodore Colton
Wiley. Marzo 2001

● *Methods in health service research: An introduction to bayesian methods in health technology assessment*

David J Spiegelhalter, Jonathan P Myles, David R Jones, and Keith R Abrams
BMJ 1999; 319: 508–512. [\[Full text\]](#)

● *Bayesian statistical methods*

Laurence Freedman
BMJ 1996; 313: 569–570. [\[Full text\]](#)

● *For Debate: The statistical basis of public policy: a paradigm shift is overdue*

R J Lilford and D Braunholtz
BMJ 1996; 313: 603–607. [\[Full text\]](#)

● [Calculadora on–line Teorema de Bayes](#)

This screen takes prior probabilities for a set of alternative hypotheses, conditional probabilities for several possible outcomes, and information about which outcome(s) occurred. It produces revised probabilities for the original hypotheses.

● [WinBUGS](#)

Software gratuito para la construcción de modelos bayesianos. Aunque el entorno de uso es sencillo, no es fácil de utilizar si no se conoce la teoría estadística adecuadamente. The WinBUGS project is a joint endeavour between the MRC Biostatistics Unit in Cambridge and the Department of Epidemiology and Public Health of Imperial College, at St Mary's Hospital London. WinBUGS makes practical MCMC methods available to applied statisticians. WinBUGS can also use a graphical interface and a standard 'point-and-click' windows interface for controlling the analysis. All the documentation specific to WinBUGS is available on–line and is packaged with the program.

● [Calculadora on–line del valor predictivo positivo y negativo de una prueba diagnóstica](#)

● [Otra calculadora on–line del valor predictivo positivo y negativo de una prueba diagnóstica](#)

This page computes various statistics from a 2–by–2 table. It will calculate a Yates–corrected chi–square, along with other quantities relevant to two special kinds of 2–by–2 tables: analysis of risk factors for unfavorable outcomes (odds ratio, relative risk, difference in proportions, number needed to treat) analysis of the effectiveness of a diagnostic criterion for some conditions (sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value)

(*) Para acceder a las referencias tanto de Gaceta Sanitaria como de Jano es preciso registrarse (Web de la [editorial Doyma](#)) si no se había hecho previamente, aunque el acceso es gratuito.

Algunos ejemplos de artículos sobre hipertensión en los que se utiliza métodos bayesianos

● [Ambulatory blood pressure monitoring and diagnostic errors in hypertension: a Bayesian approach.](#)

Mar J, Pastor R, Abasolo R, Ruiz de Gauna R.
Med Decis Making 1998 Oct–Dec;18(4):429–35

● [Do physicians estimate reliably the cardiovascular risk of hypertensive patients?.](#)

Chatellier G, Blinowska A, Menard J, Degoulet P.
Medinfo 1995;8 Pt 2:876–9

● [Bayesian analysis supports use of ambulatory blood pressure monitors for screening.](#)

Elijovich F, Laffer CL.

Hypertension 1992 Feb;19(2 Suppl):II268-72

- [Sequential analysis in a Bayesian model of diastolic blood pressure measurement.](#)

Schechter CB.

Med Decis Making 1988 Jul-Sep;8(3):191-6

- [Bayesian analysis of diastolic blood pressure measurement.](#)

Schechter CB, Adler RS.

Med Decis Making 1988 Jul-Sep;8(3):182-90



[Indice de artículos](#)

[Principio de la página](#) ▲