

# El enfoque bayesiano: otra manera de inferir

L.C. Silva<sup>a</sup> / A. Benavides<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Vicerrectoría de Investigación y Posgrado. ISCM/H. La Habana. Cuba.

<sup>b</sup>Dirección Provincial de Salud. Villa Clara. Cuba.

*Correspondencia:* Luis Carlos Silva Ayçaguer. Investigador Titular. Vicerrectoría de investigación y Posgrado. ISCM/H. Edificio Ramón Paz, 6.º piso, Calle G y 25, Plaza. Ciudad de la Habana. Cuba.  
Correo electrónico: lcsilva@infomed.sld.cu

*Recibido:* 26 de febrero de 2001.

*Aceptado:* 11 de junio de 2001.

(The Bayesian approach: another way of drawing inferences)

## Resumen

Las serias impugnaciones que se hacen a las pruebas de significación avalan la necesidad de utilizar otra manera de inferir. Los métodos bayesianos están exentos de estas objeciones y se presentan como una alternativa muy atractiva. Este artículo ilustra, a través de un ejemplo muy simple, cómo un problema típico de la investigación sanitaria se resuelve con los dos enfoques. El empleo de los métodos bayesianos en el análisis de los resultados del experimento brinda más información y resulta de mayor utilidad que los métodos convencionales; además, las conclusiones se expresan en un lenguaje mucho más intuitivo y las complejidades de sus cálculos pueden ser resueltas por los programas computacionales modernos.

**Palabras clave:** Inferencia bayesiana. Métodos estadísticos. Contraste de hipótesis.

## Summary

The serious objections made with regard to significance tests account for the necessity of employing another inferential procedure. Bayesian methods are free of such objections, and they provide a very attractive alternative. By means of a simple example, this article illustrates how a typical problem of medical research could be solved using these two approaches. Bayesian methods offer more information and are more useful than conventional ones for analyzing experimental outcomes. In addition, a natural interpretation of conclusions are given by Bayesian methods. Finally, modern computational programs allow us to solve their complex calculation.

**Key words:** Bayesian inference. Statistical methods. Hypothesis contrasts.

## Introducción

La inferencia estadística clásica no entra al nuevo siglo en su mejor momento; en particular, la metodología de la prueba de hipótesis (PH) vive en la actualidad una crisis de apreciable entidad<sup>1</sup>. Ello se manifiesta con elocuencia en la última versión de las normas que periódicamente publica el Comité Internacional de Directores de Revistas Médicas (Grupo de Vancouver), en cuyo apartado de requisitos técnicos dedicados al empleo de la estadística se consigna textualmente: «Se evitará la dependencia exclusiva de las pruebas estadísticas de verificación de hipótesis, tal como el uso de los valores de  $p$ , que no aportan ninguna información cuantitativa importante»<sup>2</sup>.

Si bien, tanto la bibliografía general como los programas docentes de estadística suelen eludir toda mención a las contradicciones inherentes a este procedimiento<sup>3</sup> y al intenso debate desarrollado durante casi 70 años por numerosos estadísticos en relación con diversos aspectos polémicos de las pruebas de signifi-

cación<sup>4</sup>, muchos investigadores han alertado sobre sus limitaciones conceptuales y prácticas.

Lo cierto es que ya no es razonable desconocer las observaciones críticas que se le hacen a dicho procedimiento, máxime cuando se cuenta con otras formas de inferir, tales como la que ofrecen los métodos bayesianos. La inferencia bayesiana constituye un enfoque alternativo para el análisis estadístico de datos que contrasta con los métodos convencionales de inferencia, en parte por hacer un manejo subjetivo, no frecuentista, del concepto de probabilidad<sup>5,6</sup>.

El florecimiento de la metodología bayesiana en los últimos años se expresa en un número creciente de artículos y, más recientemente, en no pocos libros especializados<sup>7-10</sup>. Sin embargo, antes de sumergirse en una bibliografía de considerable hondura técnica como la de los citados libros, muchos investigadores se interesan por conocer los principios más generales de esta metodología, las razones técnicas de su emergencia y las diferencias que tiene con las convencionales. Ésta es la finalidad básica del presente artículo; apoyándonos en un ejemplo sencillo, nos proponemos dar cuen-

ta de las más importantes limitaciones que cuestionan la prueba de hipótesis como procedimiento idóneo para la investigación, así como bosquejar una posible solución de ese mismo problema mediante el enfoque bayesiano.

---

### ¿Por qué un enfoque alternativo?

La necesidad de un enfoque alternativo puede ser fácilmente comprendida: resulta natural que se aspire a contar con un procedimiento inferencial libre de las serias impugnaciones que se hacen a las pruebas de significación; sucintamente, éstas son las siguientes:

1. Dada la naturaleza de los valores  $p$ , la decisión de rechazar o no una hipótesis resulta ser, simplemente, un reflejo del tamaño de la muestra. Obviamente, si lo que se observa es una parte muy reducida de la realidad (una muestra muy pequeña), quizás no se pueda obtener conclusión alguna; tal limitación conduce a que muchos investigadores cuyos resultados no alcanzan la esperada «significación estadística» proclamen (con toda razón, por cierto) que, con un tamaño de muestra mayor, lo hubieran logrado. Desafortunadamente, tampoco se puede concluir nada novedoso si se trabaja con una muestra muy grande, puesto que en tal caso el rechazo de la hipótesis nula queda virtualmente asegurado<sup>11</sup>. Ésta es una imputación muy seria, pues subraya que la decisión queda a la postre en manos de un elemento exógeno a la realidad que se examina, de modo que la respuesta a la pregunta formulada depende más de los recursos de que dispongamos que del fenómeno estudiado, algo incompatible con el sentido común.

2. Usando la PH, las decisiones se adoptan sin considerar la información externa al experimento u observación actual. No se contempla de manera formal en el modelo de análisis la información anterior a los datos, proveniente de la experiencia empírica formal e informalmente acumulada y que siempre se tiene sobre el problema que se examina. Factores como la plausibilidad biológica o la solidez de la teoría que está siendo valorada se convierten en aspectos colaterales del problema. Esto supone un vacío de opiniones, una orfandad total de información, siempre irreal en la práctica<sup>12</sup>. La manera muchas veces errática<sup>13</sup> e ineludiblemente subjetiva de integrar el veredicto acerca de si hay o no significación con el conocimiento anterior (si es que tal integración llega a consumarse) desmiente en todo caso el quimérico mérito consistente en que, gracias a las pruebas de hipótesis, se ha podido actuar con objetividad.

3. La teoría de PH es un instrumento para tomar decisiones dicotómicas sobre las hipótesis, en lugar de

contribuir a ayudarnos a valorar la credibilidad que estas últimas pudieran merecernos. Éstas constituyen supuestamente un proceso de decisión sobre una hipótesis (la cual se ha de rechazar o no); pero el pensamiento científico no discurre así realmente. No procede encarar una hipótesis como si fuera una invitación al cine, que aceptamos o rechazamos. Nuestras convicciones científicas pueden ser más o ser menos firmes, pero siempre son provisionales, y nuestras representaciones de la realidad tienen en cada momento cierto grado de credibilidad, que ha de estar abierto a cambios y perfeccionamientos en la medida que nuevos datos lo aconsejen<sup>14</sup>.

De modo que va resultando crecientemente obvia la necesidad de un «nuevo» paradigma, que esté en lo posible exento de las objeciones que cuestionan al procedimiento inferencial «viejo». En este sentido, el enfoque bayesiano constituye una alternativa atractiva puesto que cumple las siguientes condiciones<sup>1</sup>:

1. No está lastrado por el tamaño muestral en el sentido de que, si éste es pequeño, el impacto informativo también lo será, pero en cualquier caso, cuanto mayor sea, más adecuadamente se podrá valorar la realidad que esa muestra representa.

2. Lejos de operar en un vacío total de información, el modelo de análisis bayesiano exige contemplar formal y explícitamente el conocimiento previo.

3. Valora la credibilidad o verosimilitud de las hipótesis en lugar de obligarnos a adoptar decisiones dicotómicas sobre ellas, de manera que nos permite «poner al día» la opinión que una hipótesis nos merece a la luz de nuevos datos.

---

### Formulación de un problema

Tomemos un ejemplo muy simple, considerado en un artículo previo<sup>5</sup>. Para ilustrar y desarrollar estas ideas, el mismo problema típico se resuelve con los dos enfoques. Supongamos que se realiza un ensayo clínico para valorar si los pacientes afectados por quemaduras hipodérmicas se recuperan más rápidamente cuando el tratamiento combina cierta crema antiséptica con un apósito hidrocoloide que cuando se utiliza la crema antiséptica solamente. Se conoce con bastante certeza que sólo aproximadamente el 60% de los pacientes se recupera con este último recurso terapéutico. El equipo investigador tiene, por otra parte, motivos teóricos e indicios empíricos basados en la bibliografía y el trabajo cotidiano de enfermería que hacen pensar con bastante optimismo que el tratamiento combinado es más efectivo que el tratamiento simple.

Imaginemos que se organiza un experimento con  $n$  pacientes,  $\frac{n}{2}$  de los cuales se eligen aleatoriamente

para ser atendidos con el tratamiento novedoso (combinación: crema antiséptica y apósito hidrocoloide), en tanto que a los  $\frac{n}{2}$  restantes se les aplicará el tratamiento convencional (crema solamente).

#### Solución frecuentista

Una vez obtenidos los datos (porcentajes de recuperación en uno y otro grupo,  $p_e$  y  $p_c$ , y su diferencia ( $d = p_e - p_c$ ), se calcula la probabilidad asociada a ese resultado (o uno más extremo) suponiendo cierta la hipótesis ( $H_0$ ) de que ambos tratamientos tienen idéntico efecto (la verdadera diferencia,  $D$ , es nula). Supongamos que, quizás fijando una diferencia mínima a detectar, un error máximo de segundo tipo, etc., se decide trabajar con  $n = 80$  y que, transcurridos 5 días, el 75% ( $p_e = 0,75$ ) de los pacientes bajo el tratamiento experimental mejora apreciablemente, mientras que para los tratados de manera convencional dicha tasa de recuperación es del 60% ( $p_c = 0,60$ ). La tabla 1 recoge la información relevante.

Según la práctica regular, ahora procede aplicar una prueba estadística; la más usada para valorar la diferencia de porcentajes es la prueba de la  $\chi^2$ . Es fácil constatar que  $\chi^2_{obs} = 2,05$  y que el correspondiente valor de  $p$  es igual a 0,15. Puesto que dicho valor no es suficientemente pequeño como para considerar que «hay significación» a ninguno de los niveles habituales (0,10, 0,05 y 0,01) y a pesar de que esta diferencia objetivamente observada es notable, según la práctica al uso, el investigador tiene que concluir (aunque casi con seguridad, y con razón, a regañadientes) que no tiene suficiente evidencia muestral como para afirmar que el tratamiento con crema y apósito sea más efectivo que el tratamiento con crema solamente.

Supongamos que en la misma situación los investigadores reciben una generosa subvención que les permite trabajar con 200 pacientes por grupo en lugar de con 40. Asumamos que las verdaderas tasas de recuperación son del 75 y al 60% (y, por ende, que la verdadera diferencia  $D$  entre ambos es del 15%). Es conocido que, cuanto mayor sea  $n$ , más probable será que la diferencia estimada se acerque a ese valor verda-

**Tabla 1. Distribución de una muestra de 80 pacientes según el tratamiento aplicado y si se recuperaron o no**

Tratamiento	Se recuperan		Total
	Sí	No	
Experimental	30	10	40
Convencional	24	16	40
Total	54	26	80

dero; de modo que es razonable suponer que al aumentar el tamaño muestral, dichas tasas estén mejor estimadas. Cabe, sin embargo, preguntarse: ¿qué pasaría con la prueba de hipótesis de la  $\chi^2$  en tal caso? Suponiendo que las estimaciones  $p_e$  y  $p_c$  fueran exactas, los datos del estudio hubieran sido los que se recogen en la tabla 2.

En este caso, la prueba de la  $\chi^2$  indicaría un valor de 10,26 para  $\chi^2_{obs}$ , al cual se asocia una magnitud de  $p$  igual a 0,001, que permitiría proclamar «significación» no sólo si se opera con el sacralizado  $\alpha = 0,05$  sino incluso con  $\alpha = 0,01$ . El investigador, de acuerdo a los cánones tradicionales, ha de concluir que el tratamiento basado en crema y apósito es más efectivo que el que emplea crema solamente. Las tablas 1 y 2 ilustran el patrón general arriba formulado: independientemente del valor de  $D$ , podemos conseguir que  $p$  sea tan pequeña como queramos con sólo tomar una muestra suficientemente grande.

Consideremos, finalmente, una tercera situación. Supongamos que los grupos fueron de tamaño 200 pero que el estudio señaló resultados contrarios a los esperados, como los de la tabla 3.

Ahora se invierte la situación: las estimaciones son  $p_e = 0,52$ ,  $p_c = 0,60$ , la prueba de hipótesis arroja que  $\chi^2_{obs} = 2,93$  y  $p = 0,09$ . En este caso el investigador seguramente rechazaría (al nivel  $\alpha = 0,1$ ) la hipótesis  $H_0$ , pero en sentido opuesto; es decir, a favor de que el tratamiento que utiliza solamente crema es más efectivo que el que incluye, además, el apósito. Esta conclusión contradice los conocimientos previos, la expectativa racional y la experiencia del investigador, quien podría llegar a abstenerse de comunicar estos resultados, ya que

**Tabla 2. Distribución de una muestra de 200 pacientes según el tratamiento aplicado y si se recuperaron o no**

Tratamiento	Se recuperan		Total
	Sí	No	
Experimental	150	50	200
Convencional	120	80	200
Total	270	130	400

**Tabla 3. Distribución de una muestra de 200 pacientes según tratamiento aplicado y si se recuperaron o no**

Tratamiento	Se recuperan		Total
	Sí	No	
Experimental	130	97	200
Convencional	120	80	200
Total	223	117	400

estaría lógicamente reticente a afirmar que el apósito es dañino.

### Enfoque bayesiano

Según la aritmética de estas pruebas, la  $p$  obtenida es la probabilidad de que la diferencia asciende como mínimo a la magnitud experimentalmente observada, supuesto que la hipótesis nula es cierta; pero en rigor interesa mucho más conocer la probabilidad inversa: la de que la hipótesis nula (o cualquier otra) sea cierta a la luz de lo observado y, por otra parte sin prescindir del conocimiento precedente, que es lo que el enfoque bayesiano presuntamente resuelve.

Cualquier análisis bayesiano pasa necesariamente por el empleo del teorema de Bayes, cuyo planteamiento esencial es formalmente el siguiente:

$$P(D = d/\text{datos}) = P(D = d) \cdot P(\text{datos}/D = d)$$

donde  $P(D = d)$  representa la densidad atribuida *a priori* para la diferencia  $D$  evaluada en un valor  $d$  específico,  $P(\text{datos}/D = d)$  es la probabilidad de haber observado esos datos supuesto que la verdadera diferencia es  $d$  (la llamada «verosimilitud»), y donde el término izquierdo es la densidad de  $D$  evaluada en  $d$ , supuesto que se han producido los datos concretos que se observaron.

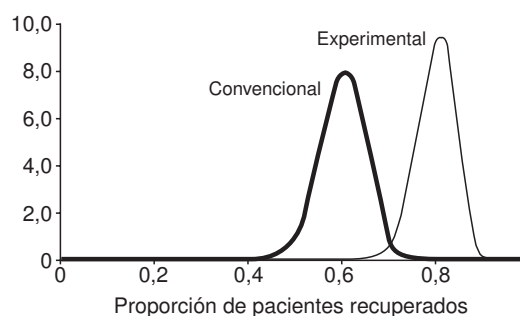
Aunque el teorema de Bayes es conceptualmente simple, su articulación dentro de un problema como el que nos ocupa puede ser engorrosa, y explicarla en detalle desborda el propósito de la presente ilustración. De hecho, a los efectos de este artículo, lo que básicamente interesa comprender es que se tiene *a priori* una opinión acerca de una proporción  $\pi$  (reflejo de nuestro conocimiento antes de realizar un experimento), que una vez realizado éste, nuestro conocimiento acerca de  $\pi$  se modifica, y que el mecanismo utilizado para ello es el teorema de Bayes<sup>16</sup>.

En el ejemplo, como ocurría con el enfoque frecuentista, interesa ganar conocimiento acerca de dos proporciones  $p_c$  y  $p_e$ . Cada una de ellas es un valor continuo que se ubica entre 0 y 1. En realidad, ignoramos cuáles son esos dos valores, pero ello no quiere necesariamente decir que no sepamos nada en absoluto sobre ellos. Como se ha dicho, el primer paso de este enfoque exige expresar nuestras ideas iniciales (*a priori*) mediante una distribución de probabilidades para cada proporción. Recordemos que los investigadores consideran de antemano que es muy verosímil que el tratamiento que combina la crema antiséptica con el apósito hidrocoloide sea más efectivo que el tratamiento con crema solamente (de lo contrario no planificarían el ensayo). Lo que espera de ellos el enfoque bayesiano es que consigan expresar en términos probabilísticos

su conocimiento (y su ignorancia) sobre cada proporción; es decir, que declaren las zonas del intervalo (0,1) en las que resulta virtualmente imposible que se halle cada valor, así como el grado en que consideran probable que éste se ubique para las zonas complementarias. La asignación de las probabilidades *a priori*, por ejemplo, puede dar cuenta de la convicción anticipada de que  $p_c$  se encuentra casi con seguridad entre 0,4 y 0,8, con alta probabilidad en un valor próximo a 0,6 y que se reduce rápidamente cuando nos alejamos de ese punto, y en cuanto a  $p_e$ , que se halla en un entorno de 0,8, con muy escasa probabilidad de estar fuera del intervalo (0,7-0,9). Cuando se trata de una proporción  $\pi$ , la forma funcional más empleada para una densidad *a priori* es la que se asocia a la distribución beta, que depende de dos parámetros ( $a$  y  $b$ ). La función de densidad beta es proporcional a  $\pi^{a-1} (1-\pi)^{b-1}$ ; en este caso, procede que los investigadores especifiquen valores de  $a$  y  $b$  para cada una de las proporciones desconocidas, con acuerdo al punto de vista antes descrito. La distribución beta *a priori* para  $p_c$ , que se ajusta a tal punto de vista, podría ser la que tiene parámetros  $a = 57$  y  $b = 38$ , y en el caso de  $p_e$ , la distribución beta con parámetros  $a = 72$  y  $b = 18$ . En la figura 1 se indican estas funciones de densidad seleccionadas *a priori* para las proporciones  $p_c$  y  $p_e$ .

Desde luego, esta decisión podría haber sido diferente (depende de la información y la convicción que tenga el analista, e incluso de su personal sensibilidad para valorarla y traducirla al lenguaje probabilístico exigido). Tal contingencia constituye una posible debilidad del método, aunque ese tipo de subjetividad es también inevitable en el marco frecuentista (al decidir si se usa una o dos colas, el valor de  $\alpha$ , o la mínima diferencia que se considera clínicamente relevante, por mencionar sólo tres ejemplos). Sin embargo, los resultados podrían no resultar demasiado diferentes salvo que se trate de visiones drásticamente distintas. El examen de las posibles modificaciones es lo que se conoce como «análisis de sensibilidad» y se trata de un paso meto-

Figura 1. Distribuciones *a priori* para las proporciones de pacientes recuperados  $p_c$  y  $p_e$ .



dológicamente recomendado. De forma ocasional, por otra parte, el investigador podría preferir no anticipar criterio alguno; en tal caso, optará por los llamados «priors no informativos» (es decir, elegirá la distribución uniforme como información *a priori*, lo cual equivale en esencia a dejar «que los datos hablen por sí mismos»).

Como se ha dicho, para «actualizar» esta apreciación *a priori* hay que incorporar la información empírica disponible (p. ej., la de la tabla 1) y obtener así nuevas distribuciones (*a posteriori*). Este proceso, como ya se explicó, se apoya en el teorema de Bayes. En este caso particular, puede demostrarse<sup>10</sup> que, si la observación empírica registra  $e$  «éxitos» y  $f$  «fracasos», la verosimilitud es proporcional a  $\pi^e (1 - \pi)^f$ , de modo que, a tenor con la fórmula expuesta anteriormente, la probabilidad *a posteriori* tendrá una densidad igual a  $\pi^{a+e-1} (1 - \pi)^{b+f-1}$ . Dicho resumidamente, la actualización de una distribución *beta* ( $a, b$ ), a través de una experiencia binomial, que señala  $e$  éxitos y  $f$  fracasos, es una distribución *beta* ( $a^*, b^*$ ) donde  $a^* = a + e$  y  $b^* = b + f$ . En nuestro ejemplo, para los datos de la tabla 1, tendríamos que las distribuciones *a posteriori* para  $p_c$  y  $p_e$  serían, respectivamente,  $B_c$  (81,54) y  $B_e$  (102,28).

Para cada una de tales distribuciones se genera cierto número  $s$  de datos simulados (el mismo número para ambas) y se calculan las  $s$  diferencias, las cuales permiten, finalmente, construir una distribución empírica de probabilidades para la diferencia entre los porcentajes. Para realizar estos cálculos se impone utilizar programas informáticos adecuados, como por ejemplo el macro pp beta programado por Jim Albert<sup>16</sup> para el paquete MINITAB.

En la figura 2 se representa las distribuciones empíricas (en rigor, los histogramas suavizados) de las diferencias entre las proporciones de curación usando los datos de las tablas 1, 2 y 3 todas construidas con  $s = 10000$  datos simulados.

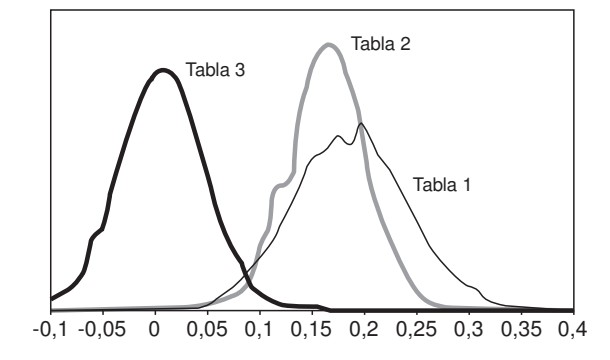
Como vemos, en el primer caso (tabla 1), la zona más probable de la diferencia se ubica en un entorno

de 0,18. Se recordará que, bajo el enfoque frecuentista, el investigador no podía arribar a conclusión alguna una vez realizada la prueba de la  $\chi^2$ , ya que la falta de significación estadística sólo le permitía afirmar que no existía evidencia muestral suficiente para declarar la superioridad del tratamiento novedoso. Sin embargo, el enfoque bayesiano permite computar probabilidades con las que se pueden hacer afirmaciones razonables y precisas: por ejemplo, que la probabilidad de que la diferencia entre las proporciones de curación entre estos tratamientos sea como mínimo de un 10% asciende al 93,7% (valga decir que es virtualmente seguro que el tratamiento nuevo hace un aporte sustancial); para tal cómputo se puede emplear el propio macro pp beta que produce estimaciones no paramétricas de la probabilidad de que la diferencia alcance al menos un valor dado.

La curva obtenida cuando se usan los datos de la tabla 2 permite apreciar que, a diferencia de lo que ocurría con el enfoque frecuentista, el análisis bayesiano no está mediatizado por el tamaño muestral. El investigador no se ve obligado a concluir algo completamente diferente al caso anterior, pues aunque el tamaño de la muestra es mucho mayor, la diferencia entre las proporciones de curación se sitúa alrededor de 0,17, virtualmente igual al valor 0,18 que se había obtenido para una muestra de 80 pacientes. La curva es, sin embargo, más «estrecha», lo cual refleja que con este tamaño muestral la idea que se alcanza acerca del posible comportamiento de la diferencia es menos difusa, lo cual, en este caso, se expresa en que la probabilidad de que el tratamiento experimental supere al valor convencional como mínimo en un 10% es mayor: 95,6%

Finalmente, consideremos bayesianamente el caso en que los resultados del experimento contradicen las convicciones previas del investigador. Con los mismos parámetros de la distribución *beta a priori* y los resultados de la tabla 3, la diferencia entre los tratamientos se «mueve» en torno al cero, como se observa en la figura 2. Si bien bajo el marco frecuentista se rechazaría (al nivel  $\alpha = 0,1$ ) la hipótesis de que el tratamiento que utiliza crema y apósito es más efectivo, con este enfoque obtenemos que la probabilidad de que el porcentaje de recuperación con el tratamiento que utiliza solamente crema sea mayor que un 10% es prácticamente despreciable (apenas un 0,9%) en tanto que la probabilidad de que los porcentajes de recuperación no difieran de 0 en más de un 5% es de un 78,5%. En este caso, la asignación de las probabilidades *a priori* que hizo el investigador desempeña un papel singularmente atractivo: nótese que, aunque su teoría a favor del tratamiento experimental está enfrentando un notable embate empírico, no es suplantada por una afirmación radicalmente opuesta a sus conocimientos y experiencias anteriores, a la vez que el resultado de la experiencia

**Figura 2. Distribuciones empíricas *a priori* de las diferencias  $p_e - p_c$  para los tres desenlaces experimentales considerados en el ejemplo.**



tiene un peso suficiente como para cuestionar aquella convicción.

Lo cierto es que los métodos bayesianos siempre nos permiten arribar a alguna conclusión que, por otra parte, resulta más intuitiva y cercana al sentido común que la que muchas veces dictan los métodos frecuentistas.

Cabe consignar que con los métodos bayesianos es también posible someter a prueba la hipótesis de igualdad de dos proporciones contra posibles hipótesis alternativas de interés práctico. El macro pp bet t, también programado por Jim Albert<sup>16</sup> para el paquete MINITAB, facilita esta tarea.

---

### Consideraciones finales

El análisis de los resultados experimentales u observacionales con los métodos bayesianos aporta más información y, sobre todo, ésta es más racional que el mecanicismo propio de las pruebas de hipótesis. Los métodos clásicos son muy conocidos por los investigadores, y resultan sin duda más fáciles de apli-

car; pero el hecho de poder incorporar en el modelo de análisis los puntos de vista o convicciones que se tenían antes del estudio resulta muy atractivo, puesto que ése es el modo en que nos conducimos cotidianamente para nuestras inferencias. Por otra parte, el lenguaje probabilístico utilizado para expresar las conclusiones con los métodos bayesianos es mucho más expresivo y, si bien los cálculos son más engorrosos, las facilidades que brindan los programas computacionales resuelven este problema. Desde luego, este enfoque no está exento de dificultades, ni carece de críticos. Constituye un recurso alternativo al positivismo ingenuo con que muchos emplean los procedimientos inferenciales clásicos, y se aproxima más a una visión constructivista con todas las ventajas que éste aporta en términos de flexibilidad racional. Pero depende de decisiones personales en la fijación de las distribuciones *a priori*, con todos los peligros inherentes. El empleo cuidadoso y ponderado de esta prerrogativa (e incluso «obligación») constituye un complejo desafío a efectos de conseguir la consolidación de una manera de pensar que, como mínimo, se ofrece como un saludable complemento a las extendidas pautas inferenciales.

---

### Bibliografía

1. Silva LC. La alternativa bayesiana. *Brotos* 2000; 1: 1-4.
2. Comité Internacional de Directores de Revistas Médicas. Requisitos uniformes de los manuscritos enviados a Revistas Biomédicas [mayo de 2000].
3. Royall RM. *Statistical evidence: a likelihood paradigm*. Boca Ratón: Chapman & Hall/CRC, 1997.
4. Morrison DE, Henkel RE. *The significance test controversy – a reader*. Chicago: Aldine Publishing Company, 1970.
5. Silva LC, Suárez P. ¿Qué es la inferencia bayesiana? *JANO* 2000; 58: 65-66.
6. Silva LC, Muñoz A. Debate sobre métodos frecuentistas vs bayesianos. *Gac Sanit* 2000; 14: 482-494.
7. Carlin BP, Louis TA. *Bayes and empirical Bayes methods for data analysis* (2.º ed.). Londres: Chapman and Hall, 2000.
8. Gelman A, Carlin JB, Stern HS, Rubin DB. *Bayesian data analysis*. Nueva York: Chapman and Hall, 1995.
9. Berry DA, Stangl DK, editores. *Bayesian biostatistics*. Nueva York: Marcel Decker, 1996.
10. Berry DA. *Statistics: a bayesian perspective*. Belmont: Duxbury Press, 1996.
11. Savage IR. *Nonparametric statistics*. *JASA* 1957; 52: 332-333.
12. Lilford RJ, Braunholtz D. Who's afraid of Thomas Bayes? *J Epidemiol Comm Health* 2000; 54: 731-739.
13. Goodman SN. Toward evidence-based medical statistics (I): The p value fallacy. *Ann Intern Med* 1999; 130: 995-1004.
14. Sokal A, Bricmont J. *Imposturas intelectuales*. Barcelona: Paidós Ibérica, 1999.
15. Benavides A, Silva LC. Contra la sumisión estadística: un apunte sobre las pruebas de significación. *Metas de Enfermería* 2000; 3: 35-40.
16. Albert J. *Bayesian computation using Minitab*. Belmont: Wadsworth Publishing Company, 1996.