Artículo
Revista digital Matemática, Educación e Internet (www.cidse.itcr.ac.cr/revistamate/). Vol. 11, Nº 1. Agosto – Diciembre 2010.

Constraste de Hipótesis: Clásico vs Bayesiano

Norma E. Alamilla-López
norma_alamilla@hotmail.com
Universidad Tecnológica de la Mixteca

José del C. Jiménez H
jcjim@mixteco.utm.mx
Universidad Tecnológica de la Mixteca

1.1 Resumen

La estadística bayesiana es una alternativa a la estadística clásica para la solución de problemas típicos estadísticos como son: estimación, contraste de hipótesis y predicción. Ha generado un enorme interés en los últimos 20 años y ha tenido una gran aceptación en muchas áreas de la investigación científica. La estadística bayesiana, parte del hecho de que toda forma de incertidumbre debe describirse por medio de modelos de probabilidad, y además, la probabilidad es el único lenguaje posible para describir una lógica que trata con todos los niveles de incertidumbre, y no sólo con los extremos de verdad o falsedad.

La teoría bayesiana plantea la solución a un problema estadístico desde el punto de vista subjetivo de la probabilidad, según el cual, la probabilidad de que un estadístico asigne a uno de los posibles resultados de un proceso, representa su propio juicio sobre la verosimilitud de que se tenga el resultado. Este juicio estará basado en opiniones e información acerca del proceso. Esta última también es una desventaja, pues algunos investigadores rechazan que la información inicial se incluya en un proceso de inferencia científica. Pero esta situación se puede evitar estableciendo una distribución a priori no informativa o de referencia, la cual se introduce cuando no se posee mucha información previa acerca del problema. A un problema específico se le puede asignar cualquier tipo de distribución a priori, ya que finalmente al actualizar la información a priori que se tenga acerca del parámetro, mediante el teorema de Bayes y obtener la distribución a posteriori del parámetro, es con esta con las que se hacen las inferencias del mismo.

Cuando un investigador tiene conocimiento previo a un problema, éste conocimiento previo puede cuantificarse en un modelo de probabilidad. Si los juicios de una persona sobre la verosimilitud relativa a ciertas combinaciones de resultados satisfacen ciertas condiciones de consistencia, se puede decir que sus probabilidades subjetivas se determinan de manera única.

En este artículo se planteará un ejemplo sencillo, el cual muestra la limitación que cuestionan al contraste de hipótesis clásico como procedimiento idóneo para la investigación, así como dar una posible solución de ese mismo problema mediante el enfoque alternativo: La estadística bayesiana.

Palabras claves: Inferencia estadística, análisis bayesiano, teorema de Bayes, nivel de significancia, contraste de hipótesis.

1.2 Abstract

Bayesian statistics is an alternative to classical statistics to solve typical problems statistics such as: estimation, hypothesis testing and prediction. It has generated a huge interest in the last 20 years and has been widely accepted in many areas of scientific research. Bayesian statistics, from the fact that any form of uncertainty must be described using probability models, and moreover, the probability is the only language possible to describe a logic that deals with all levels of uncertainty, not only with ends of truth or falsity.

Bayesian theory poses a solution to a statistical problem from the subjective viewpoint of probability, according to which, the probability that a statistician assigned to one of the possible outcomes of a process, representing their own assessment of the likelihood that have the result. This trial will be based on views and information about the process. The latter also is a disadvantage, as some researchers reject the initial information is included in a process of scientific inference. ut this situation can be avoided by setting an uninformative prior distribution or reference, which is introduced when one does not possess much prior information about the problem. A specific problem can be assigned any prior distribution, and finally to update the a priori information about the parameter is taken by the Bayes theorem and obtain the posterior distribution of the parameter, this is the that make inferences from it.

When a researcher has prior knowledge of a problem, this prior knowledge can be quantified into a probability model. If judgments of a person on the credibility on certain combinations of results satisfy certain consistency conditions, one can say that their subjective probabilities are determined uniquely.

This article will consider a simple example, which shows the limitation question the classical hypothesis testing as a procedure suitable for research as well as to a possible solution of that problem through the alternative approach: The Bayesian statistics.

keywords: Statistical Inference, bayesian analysis, Baye´s Theorem, significance level, test of hypothesis.

1.3 Introducción

La estadística bayesiana es una alternativa a la estadística clásica para la solución de problemas típicos estadísticos como son: estimación, contraste de hipótesis y predicción.

Ha generado un enorme interés en la última década y ha tenido una gran aceptación en mucha áreas de la investigación científica. La estadística bayesiana, parte del hecho de que toda forma de incertidumbre debe describirse por medio de modelos de probabildiad, y además, la probabilidad es el único lenguaje posible para describir una lógica que trata con todos los niveles de incertidumbre, y no sólo con los extremos de verdad o falsedad.

La teoría bayesiana plantea la solución a un problema estadístico desde el punto de vista subjetivo de la probabilidad, según el cual, la probabilidad de que un estadístico asigne a uno de los posibles resultados de un proceso, representa su propio juicio sobre la verosimilitud de que se tenga el resultado. Este juicio estará basado en opiniones e información acerca del proceso.

Esta última también es una desventaja, pues algunos investigadores rechazan que la información inicial se incluya en un proceso de inferencia científica. Pero esta situación se puede evitar estableciendo una distribución a priori no informativa o de referencia, la cual se introduce cuando no se posee mucha información previa acerca del problema. A un problema específico se le puede asignar cualquier tipo de distribución a priori, ya que finalmente al actualizar la información a priori que se tenga acerca del parámetro, mediante el teorema de Bayes y obtener la distribución a posteriori del parámetro, es con esta con las que se hacen las inferencias del mismo.

Cuando un investigador tiene conocimiento previo a un problema, éste conocimiento previo puede cuantificarse en un modelo de probabilidad. Si los juicios de una persona sobre la verosimilitud relativa a ciertas combinaciones de resultados satisfacen ciertas condiciones de consistencia, se puede decir que sus probabilidades subjetivas se determinan de manera única.

La estadística bayesiana tiene una fundamentación axiomática en los llamados axiomas de coherencia, con el fin de tener un comportamiento coherente en el momento de tomar decisiones en un ambiente de incertidumbre. Estos axiomas son útiles en la construcción formal de las definiciones de probabilidad.

En este artículo se planteará un ejemplo sencillo, el cual muestra la limitación que cuestionan a la prueba de hipótesis clásicas como procedimiento idóneo para la investigación, así como dar una posible solución de ese mismo problema mediante el enfoque alternativo: el enfoque bayesiano.

1.4 Otra forma de inferir

El valor P asociado al contraste de hipótesis, se define como el mínimo nivel de significancia con que la hipótesis nula sería rechazada en favor de la alternativa. Generalmente se considera un nivel de significancia $\alpha = 0.05$, y entonces se tiene que la regla de decisión en un contraste con ese nivel de significancia sería: rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa si el valor P es menor a 0.05, o de no rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa si el valor P es mayor a 0.05. Lo cual parece ser que es el punto decisivo para rechazar o no rechazar una hipótesis estadística planteada.

Sin embargo rechazar o no rechazar una hipótesis bajo la decisión el valor P, sólo es un reflejo del tamaño de la muestra, lo cual nos indica que si un investigador trabaja con una muestra pequeña puede que no obtenga conclusión alguna, y entonces argumentar que con un tamaño de muestra más grande, lo hubiera logrado.

Además con un tamaño de muestra grande, el rechazar a tal hipótesis queda practicamente asegurado, lo cual nos refleja que la respuesta al problema planteado depende mas de los recursos de que dispongamos que del fenómeno estudiado, algo totalmente inaceptable con el sentido común.

Además, usando los contrastes de hipótesis clásicos, las decisiones se toman sin consi-derar la información externa al experimento u observación actual. La teoría de contraste de hipótesis clásica es una teoría para tomar decisiones dicotómicas sobre las hipótesis, en lugar de ayudarnos a valorar la credibilidad de las hipótesis planteadas.

Lo anterior nos lleva a pensar en una necesidad obvia de un nuevo tratamiento para la solución de problemas de contraste de hipótesis al que nos ofrece el procedimiento inferencial clásico.

El enfoque bayesiano constituye una alternativa bastante interesante, ya que no está condicionado al tamaño de la muestra, utiliza información previa la cual se refleja en la llamada distribución a priori, pues este enfoque es el único que incorpora de manera coherente dicha información extramuestral. Dado que la estadística es una herramienta que hace uso de información, ¿por qué se habría de descalificar la información previa que muy seguramente tiene el investigador de la situación en estudio?. Claramente es difícil plasmar a través de una distribución a priori el conocimiento que se tiene sobre cierto evento, sin embargo esta dificultad es mas bién práctica. Por consiguiente lo que se tiene que hacer es poner atención especial en esta etapa del proceso y concienciar al investigador de la relevancia de tal información.

Además, el enfoque bayesiano valora la credibilidad o verosimilud de la hipótesis, en lugar de tomar una decisión de rechazo o no rechazo sobre el problema que se examina, ya que la regla de decisión en la cual se basa es en el cálculo de las probabilidades a posteriori de las hipótesis contrastadas y su evaluación depende de los resultados obtenidos. La ventaja conceptual de este enfoque es que dichas probabilidades a posteriori son las verdaderas (subjetivas) probabilidades de las hipótesis que reflejan los datos observados y la distribución a priori.

1.5 Planteamiento del problema

Es esta sección se planteará un problema hipotético, sobre contraste de hipótesis y se analizarán desde los dos tipos de enfoque: clásico y bayesiano.

Supongamos que un constructor afirma que se instala un sistema de aire acondicionado en el 70% de todos los hogares actualmente en construcción en la ciudad de Huajuapan de León. ¿Estaría usted de acuerdo con esta afirmación si una investigación aleatoria de nuevas casas en esta ciudad indica que 8 de cada 15 tienen instalado el sistema de aire acondicionado? Supóngase que un investigador está interesado en saber si el constructor tiene o no tiene razón, por lo cual hace el análisis de un contraste de hipótesis a un nivel de significación es $\alpha = 0.10$.

1.5.1 Solución clásica

Se tiene que el constructor afirma que se instalan sistemas de aire acondicionado en el 70% de todos los hogares, por lo para rechazar o no rechazar dicha información se debe realizar un contraste de hipótesis relacionadas con las proporciones; que la proporción de éxitos es igual a un valor especificado, en este caso, se estaría probando la hipótesis nula $H_0 : p = 0.70$, donde p es el parámetro de la distribución binomial, contra la alternativa bilateral $H_1 : p \neq 0.70$.

La variable aleatoria apropiada sobre la cual se fundamenta el criterio de decisión es la variable aleatoria binomial X. Debido a que ésta es una variable aleatoria discreta, es poco probable que pueda determinarse una región crítica cuyo tamaño sea exactamente igual que un valor predeterminado de α.Por lo tanto es preferible, al tratar con muestras pequeñas, basar las decisiones en los valores P.

Para probar la hipótesis:

$$\begin{array}{l} H_0 : p = p_0 \\ H_a : p \neq p_0 \end{array}$$

en el nivel de significancia α, se calcula:

$$P = 2\,\mathrm{Pr}(X \leqslant x, \text{ cuando } p = p_0)$$

si $x < np_0$ o

$$P = 2\,\mathrm{Pr}(X \geqslant x, \text{ cuando } p = p_0)$$

si $x > np_0$ y se rechaza H_0 en favor de H_a si el valor calculado de p es menor o igual que α.

Supóngase que el nivel de significancia es $\alpha = 0.10$, la variable binomial X con $p = 0.7$ y $n = 15$. En la muestra se obtuvo que en $x = 8$ de cada 15 casas tienen instalados un sistema de aire acondicionado, y $np_0 = (15)(0.7) = 10.5$, y se cumple que $8 < 10.5$.

Por lo tanto para calcular el valor P se procede de la siguiente manera

$$\begin{aligned} P &= 2\,\mathrm{Pr}(X \leqslant x, \text{ cuando } p = p_0) \\ &= 2\,\mathrm{Pr}(X \leqslant 8 \text{ cuando } p = 0.7) \\ &= 2\sum_{x=0}^{8} bin(x \mid 15, 0.7) \\ &= 0.2622 > 0.10 \end{aligned}$$

Por lo tanto se decide no rechazar la hipótesis nula, y se concluye que no hay razón suficiente para dudar de la afirmación del constructor, y entonces el investigador tiene que concluir que no tiene suficiente evidencia muestral como para afirmar que el constructor esta mintiendo.

Supóngase que el investigador ha recibido un financiamiento que le permite hacer un análisis estadístico considerando un tamaño de muestra mas grande y decide tomar un tamaño de muestra mayor, $n = 45$. Y resulta que de estas 45 casas, 24 tenían instalado un sistema de aire acondicionado.

Cuando el tamaño de muestra es grande, generalmente se prefiere a la aproximación normal con parámetro $\mu = np_0$ y $\sigma^2 = np_0(1 - p_0)$, el valor de z para contrastar $p = p_0$ está dado por:

$$z = \frac{x - np_0}{\sqrt{np_0(1 - p_0)}},$$

el cual es un valor de la variable normal estándar Z.

Para calcular el valor P, $x = 32$ $\mu = np = 60(0.70) = 42$

$$\begin{aligned}
P &= 2\Pr(X \leqslant 32 \text{ cuando } p = 0.70) \\
&= 2\Pr(X \leqslant 32.5) \\
&= 2\Pr\left(\frac{X - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leqslant \frac{32.5 - 42}{\sqrt{60(0.70)(0.30)}}\right) \\
&= 2\Pr(Z \leqslant -2.68) = 2(0.0037) = 0.0074 < 0.10
\end{aligned}$$

Por lo tanto se decide rechazar Ho y se concluye que hay razón para dudar de la afirmación del constructor. Por lo que esto nos confirma que si el investigador no tiene el suficiente capital como para hacer un contraste de hipótesis con muchas muestras entonces aceptamos a regañadientes que el constructor esta en lo correcto. De lo contrario, como se muestra en el ejemplo, si que podemos sin ningún problema objetar que el constructor esté diciendo la verdad.

1.5.2 Solución bayesiana

Se supone que toda forma de incertidumbre debe describirse por medio de modelos de probabilidad. En el caso de la estadística bayesiana se considera al parámetro, sobre el cuál se desea inferir, como un evento incierto; como nuestro conocimiento no es preciso y está sujeto a incertidumbre, se puede describir mediante una distribución de probabilidad, lo que hace que el parámetro tenga el carácter de aleatorio.

Un elemento importante en la inferencia bayesiana es la información a priori que se tenga acerca del parámetro de interés, la cual no involucra información muestral. Así, se cuantifica el conocimiento inicial que el investigador tiene sobre el evento aleatorio que está estudiando, en una distribución denotada por $\pi(p)$. Esta distribución recibe el nombre de distribución a priori.

El análisis bayesiano combina la información a priori ($\pi(p)$) y la información muestral ($f(\boldsymbol{x} \mid p)$) en lo que se llama la distribución a posteriori de p dado $\boldsymbol{x}$, que es la base de todas las decisiones e inferencias acerca del parámetro.

Definición 1.1 *Dada la función de verosimilitud $f(\boldsymbol{x} \mid p)$ y una densidad a priori $\pi(p)$ se puede definir, mediante el teorema de Bayes, la distribución a posteriori de p dado $\boldsymbol{x}$. Es la distribución condicional de p dado $\boldsymbol{x}$ denotada por $\pi(\boldsymbol{\theta} \mid \boldsymbol{x})$ y cuya expresión es:*

$$\pi(p \mid \boldsymbol{x}) = \frac{f(\boldsymbol{x} \mid p)\,\pi(p)}{\int f(\boldsymbol{x} \mid p)\,\pi(p)\,dp},$$

la cual da una visión completa de la creencia final de p.

En el ejemplo, como se considera en el enfoque frecuentista, lo que interesa es tener conocimiento acerca de la proporción p, donde p es un valor continuo que se ubica entre 0 y 1. Entonces lo primero que debe hacerse es asignar una distribución de probabilidad a priori para la proporción. Lo que el investigador espera del enfoque bayesiano es que consiga expresar en términos probabilísticos su conocimiento (y su ignorancia) sobre la proporción.

Cuando se tiene que la varible de estudio tiene una distribución binomial, como es el caso, entonces la forma funcional más empleada para la asignación de la distribución a priori para el parámetro p, es la distribución beta, la cual depende de dos parámetros a y b. Haciendo un análisis de sensibilidad para la asignación de la distribución a priori para el parámetro p,y recurriendo a nuestro conocimiento a priori acerca del problema, en la figura 1 podemos observar que una buena elección para la distribución a priori sería considerar una distribución beta con parámetros $a = 13$, y $b = 5.5$. De hecho se tiene que

$$E(p) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} = \frac{13}{13+5.5} \approx 0.70$$

Ahora lo que debe calcularse es la distribución a posteriori para poder acerca las inferencias acerca del parámetro.

$$\begin{aligned}
\pi(p \mid \boldsymbol{x}) &= \frac{f(\boldsymbol{x} \mid p)\,\pi(p)}{\int f(\boldsymbol{x} \mid p)\,\pi(p)\,dp} \\
\pi(p \mid \boldsymbol{x}) &\propto f(\boldsymbol{x} \mid p)\,\pi(p) \\
\pi(p \mid \boldsymbol{x}) &\propto p^{x+a-1}(1-p)^{n-x+b-1} \\
\pi(p \mid \boldsymbol{x}) &= Beta(x+a, n-x+b)
\end{aligned}$$

La asignación de la distribución a priori está basada en el conocimiento a priori que tenga el investigador del problema, lo que hace que pudiera cambiar la elección de la distribución a priori para cualquier otro decisor, pero los resultados no deberían resultar demasiado distintos, a menos que

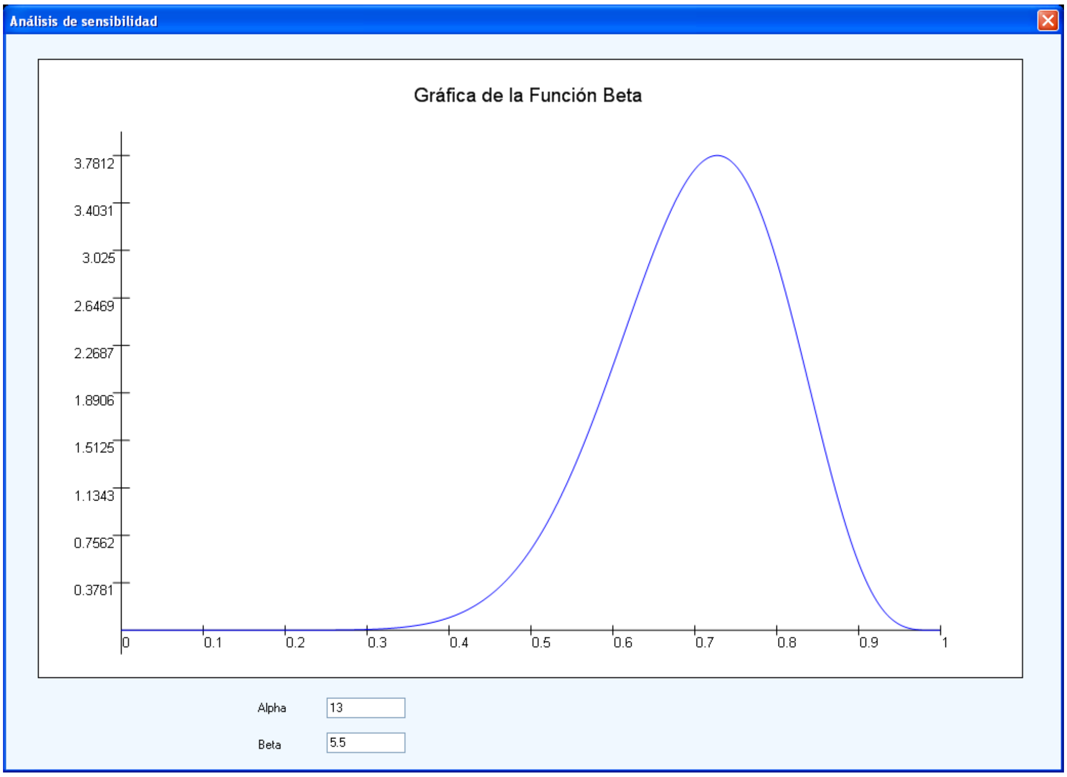

Figura 1.1 Distribución a priori para el parámetro p.

se trate de asignaciones drásticamente diferentes.

En las figuras 2 y 3, se muestran las distribuciones a posteriori del parámetro para cada una de las dos situaciones planteadas en el enfoque clásico.

1. $x = 8$, y $n = 15$, $a = 13$, $b = 5.5$ En este caso se tendría que la distribución a posteriori es:
$$\pi(p \mid \boldsymbol{x}) = Beta(21, 12.5)$$

2. $x = 32$, y $n = 60$, $a = 13$, $b = 5.5$ En este otro caso, la distribución a posteriori es:
$$\pi(p \mid \boldsymbol{x}) = Beta(45, 33.5)$$

El contraste de hipótesis desde el enfoque bayesiano, constituye una técnica inferencial cuyo objetivo es comprobar la plausibilidad de dos estadística complementarias mediante la formulación e interpretación de una regla de decisión.

Desde el enfoque clásico o frecuentista esta regla de decisión está basada en las características del estadístico suficiente, en las de su distribución muestral, y la evaluación de las hipótesis que se realizan en términos de las probabilidad de dos tipos de error.

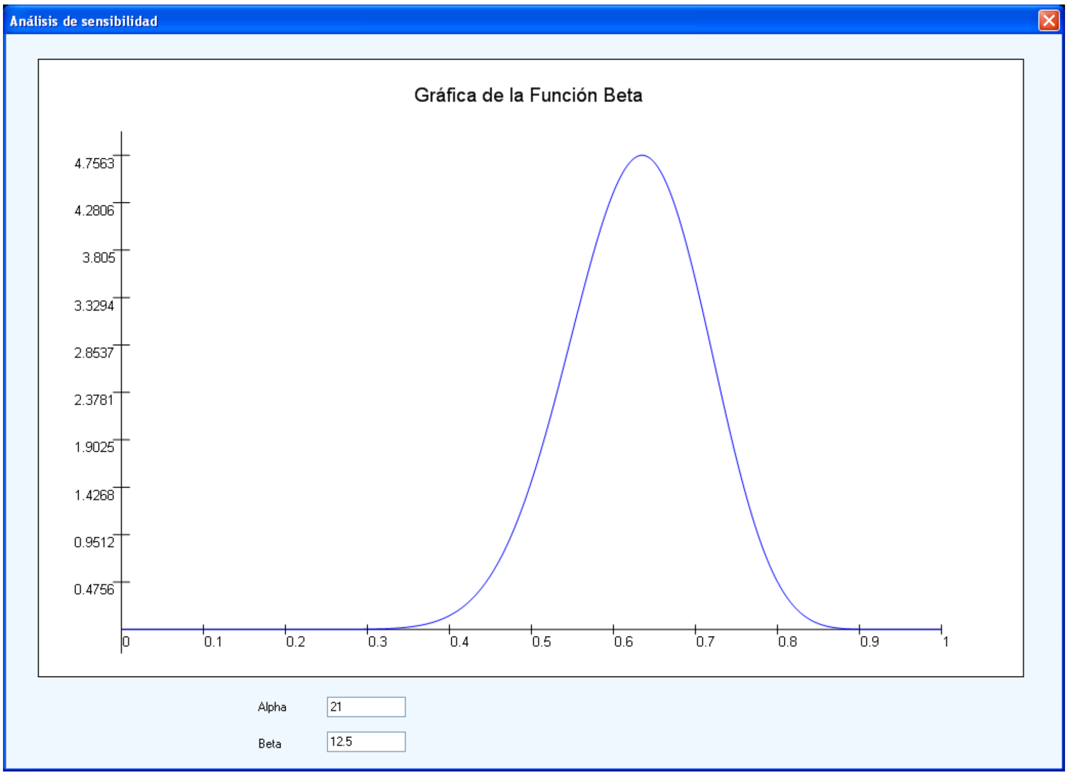

Figura 1.2 Distribución a posteriori para el parámetro p. (Caso 1)

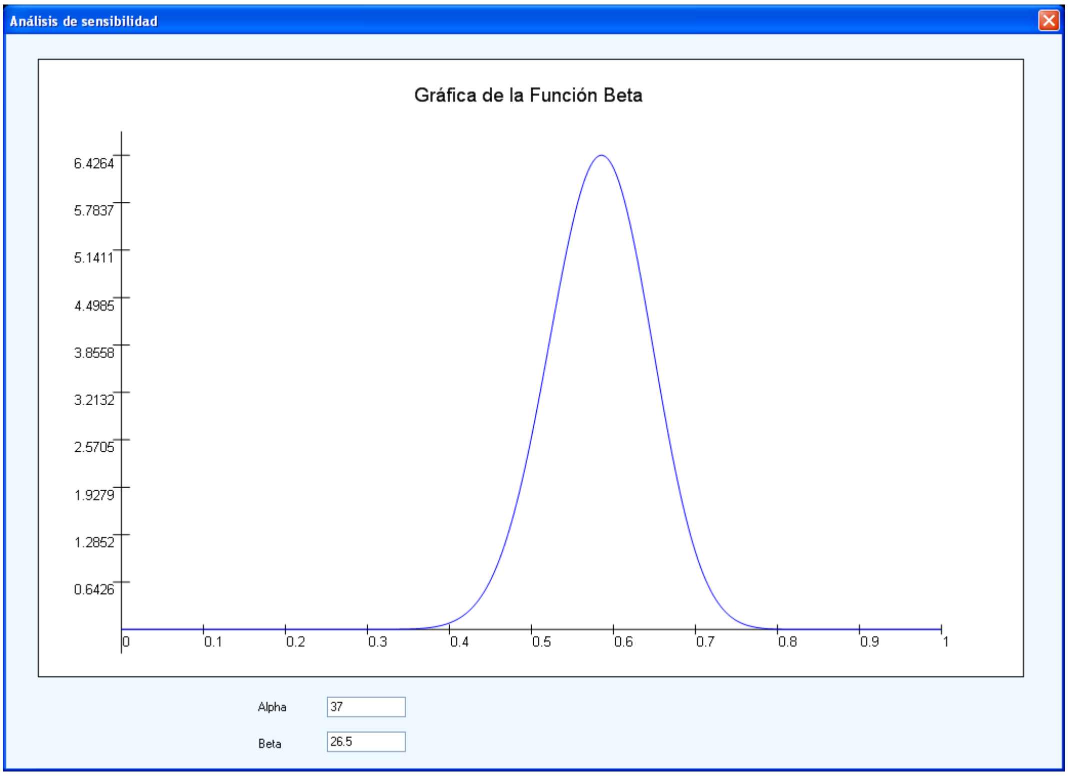

Figura 1.3 Distribución a posteriori para el parámetro p. (Caso 2)

Desde el enfoque bayesiano la tarea de evaluación de las hipótesis resulta conceptualmente más sencilla. La regla de decisión se basa en el cálculo de las probabilidad a posteriori de las hipótesis contrastadas y su evaluación depende de los resultados obtenidos. La ventaja de éste último análisis es que dichas probabilidades a posteriori son las verdaderas (subjetivas) probabilidades de las hipótesis que reflejan los datos observados y la distribución a priori.

Desde la perspectiva bayesiana, para contraste de hipótesis se seleccionarían las distribuciones a priori $\pi_i = \pi(\Theta_i)$, $i = 0, 1$, y se calcularían las probabilidades a posteriori $\alpha_i = \pi(\Theta_i \mid x)$, $i = 0, 1$, para los parámetros de las hipótesis nula, H_0 y la hipótesis alternativa H_1, respectivamente.

Aunque las probabilidades a posteriori de las hipótesis son las principales medidas en los problemas de contraste, tambien se tiene un concepto de grán interés en el problema de contraste: el factor de Bayes.

Definición 1.2 *Se denomina razón a priori de H_0 respecto de H_1 al cociente $\dfrac{\pi_0}{\pi_1}$ donde $\pi_i = \pi(\Theta_i)$, y análogamente, se denomina razón a posteriori al cociente $\dfrac{\alpha_0}{\alpha_1}$ con $\alpha_i = \pi(\Theta_i)$. Además,*

$$B = \frac{\textit{razón a posteriori}}{\textit{razón a priori}} = \frac{\dfrac{\alpha_0}{\alpha_1}}{\dfrac{\pi_0}{\pi_1}} = \frac{\alpha_0 \pi_1}{\alpha_1 \pi_0}$$

es denominado factor de Bayes a favor de Θ_0.

En el ejemplo planteado en este artículo, se tiene que realizar un contraste de la forma

$$H_0 : p = 0.7 \text{ frente } H_1 : p \neq 0.70$$

estos contrastes se denominan de hipótesis nulo puntual.

En realidad nunca se dará el caso en que se abrigue seriamente la posibilidad de que $p = p_0$ exactamente. Una hipótesis de nula más razonable será $H_0 : p \in (p_0 - b, p_0 + b)$, donde $b > 0$ es una constante elegida de tal manera que todo p en el espacio paramétrico pueda considerarse indistinguible de p_0.

Desde la perspectiva bayesiana tal aproximación resultará razonable cuando la probabilidad a posteriori de H_0 sea prácticamente igual en ambos contrastes. Además, otra condición importante para ésta cuestión, será que la función de probabilidad e las observaciones sea aproximadamente constante en $(p_0 - b, p_0 + b)$.

Es importante notar que en el constraste bayesiano de hipótesis nula no es posible utilizar densidades a priori continuas pues en este caso dichas distribuciones a priori (al igual que las distribuciones a posteriori) otorgarían probabilidad cero a p_0. Una aproximación razonable será dar a p_0 una probabilidad positiva π_0 y a $p \neq p_0$ la distribución a priori $\pi_1 g_1(p)$ donde $\pi_1 = 1 - \pi_0$ y g_1 propia. Uno puede pensar en π_0 como la masa que se le asignaría a la hipótesis nula real,

$H_0 : p \in (p_0 - b, p_0 + b)$, si no se hubiera preferido aproximar por la hipótesis nula puntual.

Teniendo en cuenta esta puntualización, la densidad marginal de X será

$$m(x) = \int f(x|p)\pi(p)\,dp = f(x|p_0)\,\pi_0 + (1-\pi_0)\,m_1(x)\,,$$

donde

$$m_1(x) = \int_{p\neq p_0} f(x|p)\,g_1(p)\,dp,$$

es la densidad marginal de X con respecto a g_1. Por tanto, la probabilidad a posteriori para $p = p_0$ será

$$\begin{aligned}\pi(p_0|x) &= \frac{f(x|p_0)\,\pi_0}{m(x)}\\ &= \frac{f(x|p_0)\,\pi_0}{f(x|p_0)\,\pi_0 + (1-\pi_0)\,m_1(x)}\\ &= \left[1 + \frac{1-\pi_0}{\pi_0}\frac{m_1(x)}{f(x|p_0)}\right]^{-1}.\end{aligned}$$

Recordando que $\pi_1 = 1 - \pi_0$, la razón a posteriori resulta

$$\frac{\alpha_0}{\alpha_1} = \frac{\pi(p_0|x)}{1-\pi(p_0|x)} = \frac{\pi_0}{\pi_1}\frac{f(x|p_0)}{m_1(x)}$$

por lo que el factor de Bayes para H_0 frente H_1 será

$$B = \frac{f(x|p_0)}{m_1(x)}.$$

Realizando los cálculos[6] para el caso 1 y el caso 2 del presente artículo, se que obtiene que:

Caso 1

$$\begin{aligned}\text{La razón a posteriori} &= \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = 0.975661912169447\\ \text{El factor de Bayes} &= B = 0.975661912169447.\end{aligned}$$

En este caso, dado que tanto la razón a posteriori como el factor de Bayes, da un valor menor que 1 entonces podemos afirmar que es más plausible la hipótesis alternativa que la hipótesis nula.

Caso 2

$$\begin{aligned} \text{La razón a posteriori} &= \frac{\alpha_0}{\alpha_1} = 1.8304193969118\text{E-}08. \\ \text{El factor de Bayes} &= B = 1.8304193969118\text{E-}08. \end{aligned}$$

En este caso, dado que tanto la razón a posteriori como el factor de Bayes, da un valor menor que 1, entonces podemos afirmar que es mas plausible la hipótesis alternativa que la hipótesis nula.

Cabe mencionar que aunque ambos casos nos muestran la plausibilidad de la hipótesis alternativa, en el caso 1 la plausibilidad de la hipótesis nula es mucha menor que en el caso 2.

En ambos casos, podemos afirmar que el constructor no tiene la razón. Por lo se tiene que desde la perspectiva bayesiana no se tiene la incongruencia que se tenía en el enfoque clásico.

1.6 Conclusiones

El buen tratamiento de una problema, ya sea a través de métodos frecuentistas o bayesianos, va a depender en gran medida, de la mucha o poca honestidad del investigador a la hora de diserñar el estudio, incorporar los datos, y después analizarlos y obtener los resultados.

El valor P proporciona una probabilidad que no tiene utilidad para el investigador: la probabilidad deque se obtuviése unos datos más extremos que los obtenidos, si realizamos innumerablemente el experimento y la hipótesis fuera cierta (Mattews 1998). Pero ningún investigador está interesado en repetir indefinidamente el mismo experimento y el fin de la investigación científica no es adoptar una decisión acerca de la veracidad de la hipótesis sino ajustar nuestro grado de creencia en la hipótesis que esta siendo contrastada (Rozeboom, 1970).

Los métodos bayesianos nos permiten llegar a alguna conclusión que resulta más intituiva y cercana al sentido común que l que algunas veces dictan los métodos frecuentistas.

Bibliografía

[1] Berger, James O. (1985). Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis. $2^{nd.}$ Ed. Springer-Verlag: New York.

[2] Bernardo, José M and Smith, Adrián F.M. (1994). Bayesian Theory. John Wiley & Sons Ltd.

[3] Carlin, B. P. and Louis, T. A. (2000). Bayes and Empirical Methods for Data Analysis, Second Edition. Chapman & Hall/CRC.

[4] DeGroot, M. H. (1988). Probabilidad y Estadística. Ed. Addisson Wesley Iberoamericana.

[5] Jeffreys, H. (1939). Theory of Probability (3^{era} Ed. 1961). Londres: Oxford University Press.

[6] Hernández-Solano, Alan M. (2008). Desarrollo de una software para el análisis estadístico bayesiano. ANESBA. Versión 1.0.0. Tesis de Licenciatura en Matemáticas Aplicadas.

[7] Matthews, R. S. (1998). Facts versus factions: the uses and abuse ob subjectivity in scientific research. En J. Morris (Ed.). Rethinking risk and the precautionary principle (pp. 247-282). Oxford: Butterworth, 2000.

[8] Morris, H. Degroot. Probabilidad y Estadística Segunda edición. Addisson Wesley.

[9] Rozeboom, W. W. (1970). The fallacy of the null hypothesis significance test. En D. E. Morrison y R. E. Henkel, (Eds.). The significance test controversy: A reader (pp. 216-230). Chicago: Aldine.

[10] Silva LC, Benavides A. (2001). El enfoque bayesiano: otra manera de inferir. Gaceta Sanitaria 15(4): 341-346.

[11] Walpole Ronald E. & Myers Raymond H. (1992). Probabilidad y Estadística Mc Graw-Hill. 4^{ta} Edición.