

## UNA APLICACION DEL TEOREMA DE FIELLER

Helmut Knolle

Escuela Superior de Medicina de Hannover

### Abstract

Fieller's theorem gives fiducial limits for the ratio of two normally distributed variables. This theorem is applied to the problem of estimating the parameters of the function  $y(t) = k(e^{-at} - e^{-bt})$ , which is important in pharmacokinetics.

### Resumen

El teorema de Fieller da límites fiduciaros para la razón de dos variables distribuidas normalmente. Este teorema se aplica en el problema de estimación de parámetros de la función  $y(t) = k(e^{-at} - e^{-bt})$ , importante en farmacocinética.

En los estudios de farmacocinética se presenta a menudo el problema de hallar una curva de regresión del tipo  $y(t) = k(e^{-at} - e^{-bt})$  para los puntos  $(t_1, y_1), \dots, (t_n, y_n)$  dados. Los valores  $y_1, \dots, y_n$  se refieren a la concentración de una droga en la sangre de un hombre o de un animal en los tiempos  $t_1, \dots, t_n$ .

En lugar de tratar este problema con el método de los mínimos cuadrados proponemos el procedimiento siguiente. Supongamos que los datos son suficientes para calcular numéricamente las integrales

$$J_0 = \int_0^{\infty} y(t) dt = k \left( \frac{1}{a} - \frac{1}{b} \right)$$

$$J_1 = \int_0^{\infty} t y(t) dt = k \left( \frac{1}{a^2} - \frac{1}{b^2} \right)$$

$$J_2 = \int_0^{\infty} t^2 y(t) dt = 2k \left( \frac{1}{a^3} - \frac{1}{b^3} \right)$$

Luego tenemos

$$J_1 \div J_0 = \frac{1}{a} + \frac{1}{b} \quad (J_1 \div J_0)^2 - \frac{1}{2} J_2 \div J_0 = \frac{1}{ab}$$

Por lo tanto,  $a$  y  $b$  se obtienen como las soluciones de una ecuación cuadrática, y luego es fácil obtener  $k$ .

En la integración numérica se reemplaza  $J_0$  por  $\hat{J}_0 = \sum_{i=1}^n \gamma_i y_i$ ,  $J_1$  por  $\hat{J}_1 = \sum_{i=1}^n t_i \gamma_i y_i$ , etc., donde los  $\gamma_i$  son valores que pertenecen al método de integración. Como los valores medidos  $y_1, \dots, y_n$  llevan un cierto error, asimismo  $\hat{J}_0, \hat{J}_1$ , etc., y  $\hat{J}_1 = \hat{J}_0$  llevan un error. Al final obtenemos valores estimados  $\hat{a}, \hat{b}$  de  $a, b$  respectivamente, y quisiéramos conocer intervalos de confianza para  $a$  y  $b$ . Una manera de lograr este en el caso que  $a \ll b$  sería determinar un intervalo de confianza  $[\mu_1, \mu_2]$  para  $J_1 + J_0 = \frac{1}{a} + \frac{1}{b}$  y atribuir a  $\frac{1}{a}$  el intervalo de confianza  $[\mu_1 - \frac{1}{b}, \mu_2 - \frac{1}{b}]$ .

En seguida presentamos el enfoque de Fieller para obtener intervalos de confianza para el cociente de 2 variables aleatorias con distribución normal.

Sean  $\alpha, \beta$  parámetros; sean  $A$  y  $B$  estimadores con distribución normal tal que  $E(A) = \alpha$ ,  $E(B) = \beta$ . Se toma  $m = \frac{A}{B}$  como estimador de  $\mu = \frac{\alpha}{\beta}$ . Consideremos la variable  $A - \mu B$ . Se tiene

$$E(A - \mu B) = \alpha - \mu\beta = 0$$

$$V(A - \mu B) = V(A) - 2\mu \text{Cov}(A, B) + \mu^2 V(B)$$

Se supone que la varianza estimada  $\hat{V}(A - \mu B)$  se puede escribir como

$$\hat{V}(A - \mu B) = s^2(v_{11} - 2\mu v_{12} + \mu^2 v_{22})$$

donde  $s^2$  es la media de los errores al cuadrado y los  $v_{ik}$  son valores fijos que dependen solo del diseño del experimento. Fieller además suponía que  $A - \mu B$  y  $\hat{V}(A - \mu B)$  son independientes; de manera que :

$$\frac{A - \mu B}{\sqrt{\hat{V}(A - \mu B)}} = \frac{A - \mu B}{\sqrt{s^2 (v_{11} - 2\mu v_{12} + \mu^2 v_{22})}}$$

tiene la distribución "t" de Student.

En las tablas de esta distribución se puede buscar un  $t_\epsilon$  tal que  $\text{Prob}(|t| \geq t_\epsilon) = \epsilon$ , donde  $\epsilon$  es la probabilidad de error. Luego se resuelve la ecuación

$$(A - \mu B)^2 = \tau^2 \frac{s^2}{\epsilon} (v_{11} - 2\mu v_{12} + \mu^2 v_{22})$$

para  $\mu$ . Las soluciones  $\mu_1, \mu_2$  son los límites del intervalo de confianza para  $\mu = \frac{\alpha}{\beta}$ .

Veamos cómo lo anterior se puede aplicar para obtener un intervalo de confianza para  $J_1 = J_0$ . Usaremos la hipótesis siguiente: Los  $y_i$  son independientes y tienen la distribución  $N(f(t_i), C_i \sigma^2)$ , donde  $f(t) = k(e^{-at} - e^{-bt})$ .

Por consiguiente,  $A = J_1 = \sum \alpha_i y_i$  tiene la distribución

$$N(\sum \alpha_i f(t_i), \sigma^2 \sum \alpha_i^2 C_i)$$

y  $B = J_0 = \sum \beta_i y_i$  tiene la distribución

$$N(\sum \beta_i f(t_i), \sigma^2 \sum \beta_i^2 C_i)$$

Además tenemos

$$\begin{aligned} \text{Cov}(A, B) &= E[(\sum \alpha_i y_i - \sum \alpha_i f(t_i))(\sum \beta_i y_i - \sum \beta_i f(t_i))] \\ &= \sum_{i,j} \alpha_i \beta_j E[(y_i - f(t_i))(y_j - f(t_j))] = \sigma^2 \sum C_i \alpha_i \beta_i \end{aligned}$$

Reemplacemos  $\sigma^2$  por el estimador

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum (y_i - \hat{f}(t_i))^2 C_i^{-1}$$

donde  $\hat{f}(t) = \hat{k}(e^{-\hat{a}t} - e^{-\hat{b}t})$ . Entonces se tiene que

$$\hat{V}(A-\mu B) = s^2(v_{11} - 2\mu v_{12} + \mu^2 v_{22})$$

donde en efecto  $v_{11} = \sum \alpha_i^2 C_i$ ,  $v_{12} = \sum \alpha_i \beta_i C_i$  y  $v_{22} =$

$\sum \beta_i^2 C_i$  son valores fijos.

#### BIBLIOGRAFIA ..

Finney : Statistical Method in Biological Assay.

(El presente artículo es el resumen de una conferencia dictada en la Universidad Nacional el 26 de agosto de 1981).