Pruebas de

Hipótesis

Multiples

Cuando queremos hacer comparaciones de mas de dos poblaciones, una alternativa es comparar todos los grupos a la vez con el método de Análisis de Varianza (ANOVA)

$$H_o: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

En un ANOVA siempre se van a considerar varias fuentes de variación y si se rechaza la hipótesis nula, la pregunta a plantearse es "en qué grupo se dió la diferencia"

Si lo que se va a probar es el efecto de solo un factor sobre alguna característica de interés, el análisis de varianza apropiado a usar es el ANOVA en una dirección o de un solo factor.

Si las unidades experimentales se han elegido aleatoriamente, tenemos lo que se llama un experimento diseñado como *completamente aleatorizado*.

En un Análisis en el que se quiere suponer que la media de los diferentes grupos bajo tratamiento es la misma,  $\mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_k$  suponemos que las *varianzas en cada grupo son iguales*  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma_k^2$ , y que las *muestras en cada grupo vienen de una distribución normal*.

# Fuentes de Variación.

Variación Total (Total SS)

Dentro de los Grupos (Within groups SS)

Entre Grupos (Between groups SS)

$$TSS = BSS + WSS$$

### Variación Total (Total SS)

Es la variación presente en todos los *n* datos y tiene asociada *n-1* grados de libertad

$$TSS = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \overline{X})^2$$

### Dentro de los Grupos

El estimador de la variación total será la variación ponderada de todos los grupos, con *n-k* grados de libertad asociados a este estimador.

$$WSS = \sum_{i=1}^{k} \left[ \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \overline{X}_i)^2 \right]$$

WSS/(n-k) se conoce como error cuadrado medio (EMS).

### **Entre Grupos (Between groups SS):**

La cantidad de variabilidad entre los grupos es la cantidad más importante en la prueba estadística. Nos indica si realmente existe una diferencia entre los grupos

$$BSS = n_i \sum_{i=1}^k \left(\overline{X}_i - \overline{X}\right)^2$$

Tiene asociados *k-1* grados de libertad. (*k es el número de grupos a estudiar*)

BSS/(k-1) = BMS es la cantidad a comparar con WSS/(n-k)

### Probando la Hipótesis Nula

Si la hipótesis nula es verdadera, entonces tanto BMS como EMS estiman cada una a  $\sigma^2$ , la varianza común de los k grupos. Pero si las k medias de los grupos no son iguales, entonces BMS será más grande que EMS.

Así, la prueba para la igualdad de medias es una prueba de cociente de varianzas de una cola

$$F = \frac{BSS/(k-1)}{ESS/(n-k)} \sim F_{k-1,n-k}$$

En caso de rechazarse la hipótesis nula, para encontrar cuál es el grupo que marca la diferencia podemos usar pruebas *t* por pares. **cuidado!** 

ANOVA es robusto bajo considerable heterogeneidad de la varianza, siempre y cuando los tamaños de muestra dentro de los grupos se mantengan parecidos.

Si hay duda de la validez de la hipótesis de normalidad del ANOVA o tenemos variables cualitativas, la prueba no paramétrica de Kruskal-Wallis es la prueba análoga a la ANOVA de un solo factor, usando rangos en vez de medias.

### La prueba Kruskal Wallis

Cuando no se cumplen los supuestos del análisis de varianza múltiple, K-W puede alcanzar una potencia hasta del 95%. Se basa en el rango de las *n* observaciones que inicialmente se obtienen sin distinguir grupos.

$$H = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^{k} \frac{R_i^2}{n_i} - 3(n+1)$$

 $n_i$  es el número de observaciones en el grupo i.  $n = \sum_{i=1}^k n_i$  $R_i$  es la suma de los  $n_i$  rangos del gupo i

De rechazarse la hipótesis nula, se procede a encontrar el grupo o los grupos que son diferentes.

Se rechaza  $H_o: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$  Es muy tentador realizar pruebas por pares:  $H_o: \mu_i = \mu_j, i \neq j$ .

Problema: aumenta error tipo I, disminuye la potencia.

Cada prueba t para cada pareja de grupos se realiza a un nivel de significancia  $\alpha$  y hay una probabilidad de  $100(1-\alpha)\%$  de correctamente no rechazar Ho cuando las dos medias poblacionales son iguales.

Para un conjunto de K hipótesis, la probabilidad de correctamente no rechazar todas ellas es de  $(1-\alpha)^K$ , por lo que la de rechazar incorrectamente a todas es de  $1-(1-\alpha)^K$ . Mientras mayor sea el número de muestras por pares a realizar, mayor será la probabilidad de error tipo I, lo cual hace más fácil rechazar la hipótesis nula, aún cuando sea verdadera.

Probabilidad de cometer al menos un error tipo I usando pruebas t para todas las K posibles parejas de los k grupos

Nivel de significancia a usado en las pruebas *t* 

| k  | K        | 0.1  | 0.05 | 0.01 | 0.005 | 0.0001 |
|----|----------|------|------|------|-------|--------|
| 2  | 1        | 0.10 | 0.05 | 0.01 | 0.005 | 0.001  |
| 3  | 3        | 0.27 | 0.14 | 0.03 | 0.015 | 0.003  |
| 4  | 6        | 0.47 | 0.26 | 0.06 | 0.030 | 0.006  |
| 5  | 10       | 0.65 | 0.40 | 0.10 | 0.049 | 0.010  |
| 6  | 15       | 0.79 | 0.54 | 0.14 | 0.072 | 0.015  |
| 10 | 45       | 0.99 | 0.90 | 0.36 | 0.202 | 0.044  |
|    | $\infty$ | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00  | 1.00   |

Hay K = k (k-1)/2 comparaciones por pares de k medias.

Prueba no paramétrica para comparaciones múltiples. **Prueba de Tukey**.

Comparaciones múltiples se pueden efectuar, usando sumas de rangos en vez de medias.

Las sumas de rangos  $R_i$  se ordenan por magnitud y se prueban de las sumas más distantes a las más cercanas.

El error estándar se calcula como  $SE = \sqrt{\frac{n(n+1)}{12} - \frac{\sum t}{12(n-1)} \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}\right)}$  en caso de haber empates.

La estadística de prueba es  $Q = (\overline{R}_j - \overline{R}_i)/SE$  que se contrasta con valores críticos q.

(Cf. J.H.Zar.- Biostatistical Analysis)

# Ejemplo

| Muestras Ordenadas de acuerdo a su rango medio ( <i>i</i> ) | 1    | 2     | 4     | 3     |
|---|------|-------|-------|-------|
| Suma de Rango ( R i )                                       | 55.0 | 132.5 | 163.5 | 145.0 |
| Tamaño de Muestra   | 8    | 8     | 8     | 7     |
| Rango medio ( R i )   | 6.88 | 16.56 | 20.44 | 20.71 |
|   | _    |       |       |       |

Muestra 4 y 3 son diferentes de la 1, pero en la muestra 2 hay ambigüedad

Cuando se prueba una sola hipótesis, generalmente nos interesa controlar la tasa de falsos positivos y maximizar al mismo tiempo la probabilidad de detectar un efecto positivo, cuando realmente existe, es decir, maximizar la potencia de la prueba.

Al analizar expresión de genes, por ejemplo, se contrastan varios grupos y generalmente por pares. Cuando se aplican pruebas repetidas, el *valor-p* es conceptualmente aplicado a cada prueba (controla la tasa de falsos positivos en una prueba)

La cantidad más comúnmente controlada es la tasa de error de la familia de pruebas (FWER - familywise error rate).

El ajuste que hace Bonferroni es dividir el nivel de significancia  $\alpha$  preestablecido por K el número de pares de pruebas a realizar.

Otros métodos están basados en la tasa de falsos descubrimientos (FDR) (rechazar Ho cuando es verdadera)

| Posibles resultados de $K$ pruebas estadísticas |                           |                            |          |  |  |  |  |
|---|---------------------------|----------------------------|----------|--|--|--|--|
|   | Aceptar Hipotesis<br>Nula | Rechazar<br>Hipótesis Nula | Total    |  |  |  |  |
| Hipótesis Nula Cierta                           | U                         | V                          | $k_{o}$  |  |  |  |  |
| Hipótesis Alternativa Cierta                    | T                         | S                          | $k_{-I}$ |  |  |  |  |
|   | W                         | R                          | K        |  |  |  |  |

La definición formal de *FWER* es  $P(V \ge 1)$ 

Benjamini y Hochberg definen la tasa de falsos descubrimientos como

$$FDR = E\left[\frac{V}{R}\middle|R > 0\right] \cdot P(R > 0)$$

Donde V es el número de hipótesis rechazadas incorrectamente y R el número de hipótesis rechazadas (correcta o incorrectamente). El cociente V/R es considerado cero cuando R=0. Sin embargo no perdamos de vista que P(R=0) puede ser grande.

El proceso de Benjamini y Hochberg propone ordenar los valores-p resultantes de las K pruebas, de modo que  $p_{(1)} \le p_{(2)} \le \cdots \le p_{(K)}$ . Si calculamos

$$\hat{k} = \underset{1 \le k \le K}{\operatorname{arg\,max}} \left\{ k : p_{(K)} \le \alpha \cdot k / K \right\}$$

entonces rechazando las hipótesis nulas correspondientes a  $p_{(1)}, \dots, p_{(\hat{k})}$  proporciona  $FDR = \alpha \cdot k_0 / K \le \alpha$ 

En la expresión de FDR el término  $E\left[\frac{V}{R}|R>0\right]$  es lo que se define como *positive false discovery rate* (pFDR) en el cual se condiciona que al menos un positivo haya ocurrido

Por ello, cuando la prueba estadística viene de una mezcla aleatoria de las distribuciones de la hipótesis nula y la alternativa, *pFDR* puede escribirse como una probabilidad *a-posteriori* (Bayes).

Bajo condiciones generales, V/R, FDR y pFDR convergen simultáneamente en todas las regiones de significancia a la forma de pFDR Bayesiana.

*pFDR* puede ser usado para definir el *valor-q* que es el análogo al *valor-p* de las pruebas.

### Interpretación Bayesiana

pFDR se calcula sobre una región de significancia fija. Suponga que deseamos calcular K pruebas idénticas de una hipótesis nula versus una alternativa basada en las estadística  $T_1, T_2, \dots, T_K$ . Para una región de significancia  $\Gamma$ , defimos

$$pFDR(\mathbf{\Gamma}) = E\left[\frac{V(\mathbf{\Gamma})}{R(\mathbf{\Gamma})}|R>0\right]$$

Donde 
$$V(\Gamma) = \#\{nulasT_i : T_i \in \Gamma\}$$
 y  $R(\Gamma) = \#\{T_i : T_i \in \Gamma\}$ 

Sea  $H_i = 0$  cuando la i-ésima hipótesis nula es verdadera y  $H_i = 1$  cuando es falsa (i = 1, ..., K). Sea  $\pi_0$  la probabilidad a-priori de que una hipótesis sea cierta y  $(1 - \pi_0)$  la de que sea falsa (Bernoulli).

$$pFDR = P(H = 0|T \in \Gamma)$$

$$= \frac{\pi_o P(T \in \Gamma|H = 0)}{\pi_o P(T \in \Gamma|H = 0) + (1 - \pi_o) P(T \in \Gamma|H = 1)}$$

$$= \frac{\pi_o [error \ tipo \ I \ de \ \Gamma]}{\pi_o [error \ tipo \ I \ de \ \Gamma] + (1 - \pi_o) [potencia \ de \ \Gamma]}$$

Al aumentar el *error tipo I*, aumenta pFDR y al aumentar la *potencia en*  $\Gamma$ , disminuye pFDR

Al escribir pFDR como  $P(H=0|T\in\Gamma)$  está relacionada con el error tipo I y la llamamos error tipo I a-posteriori (Bayes). Esta cantidad nos da una medida global en la que no se proporciona información específica de los valores de cada estadística, solo si cae o no en la región de rechazo  $\Gamma$ .

### Valor-q

Proporciona una medida de error de la hipótesis a probar, para cada estadística observada con respecto a *pFDR*.

# Ejemplo para calcular q-value

$$(T_i, H_i)$$
 v.a.i.i.d. con  $T_i | H_i \sim (1 - H_i) \cdot N(0,1) + H_i \cdot N(2,1)$ 

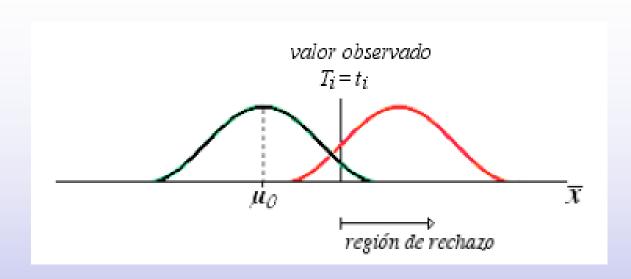
Dado que observamos las variables aleatorias

$$T_1 = t_1, \dots T_K = t_K$$
 el  $valor - p$  puede ser calculado como

$$valor - p(t_i) = P(T_i \ge t_i | H = 0) = P(N(0,1) \ge t_i)$$

*Valor-p(ti)* da la *tasa de error tipo I* si rechazamos cualquier estadística como un valor más extremo de *ti* 

Cf. ecuación diapositiva 21



 $pFDR(T \ge t_i)$  involucra el cálculo del área bajo Ho a la derecha de  $t_i$  (valor-p) y el área bajo  $H_I$  a la derecha de  $t_i$  (potencia de la prueba).

Entonces  $pFDR(T \ge t_i)$  es lo que llamamos  $valor-q(t_i)$  (una sola región de significancia)

### Definiendo

$$valor - q = \inf_{\Gamma_{\alpha}: t \in \Gamma_{\alpha}} pFDR(\Gamma_{\alpha}) = \inf_{\Gamma_{\alpha}: t \in \Gamma_{\alpha}} P(H = 0 | T \in \Gamma_{\alpha})$$

vemos que el *valor-q* es una versión Bayesiana del *valor-p p-value a-posteriori*. (Bayes)

#### Referencias

http://ftp.medprev.uma.es/libro/html.htm

http://www.hrc.es/bioest/M\_docente.html

http://ocw.jhsph.edu/Topics.cfm?topic\_id=33

http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1199583/?tool=pubmed

http://projecteuclid.org/DPubS/Repository/1.0/Disseminate?view=body&id=pdf\_1&handle=euclid.aos/1074290335