

# SOBRE LA NO UNICIDAD DE LA CLASIFICACIÓN JERÁRQUICA ASOCIADA A UNA DISIMILARIDAD POR LOS MÉTODOS DEL MÁXIMO Y UPGMA

A. ARCAS I M. SALICRÚ

UNIVERSIDAD DE BARCELONA

*A partir de una distancia definida en el conjunto de disimilaridades sobre un conjunto finito podemos medir la distancia entre dos ultramétricas asociadas a una disimilaridad inicial a partir de la aplicación de un método de clasificación. En este artículo tratamos el problema de la no unicidad de la clasificación jerárquica asociada para los métodos del máximo y UPGMA estudiando los siguientes puntos:*

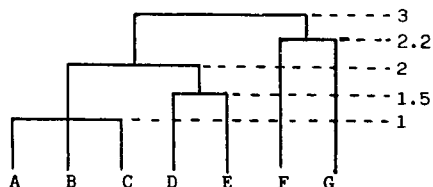
- a) *Búsqueda de una definición de la disimilaridad asociada a cada nivel de la jerarquía.*
- b) *Cálculo de una cota para la distancia entre dos ultramétricas asociadas a la misma disimilaridad inicial.*

Keywords: ULTRAMETRIC DISTANCE; CLUSTER ANALYSIS; COMPLETE LINKAGE METHOD; UPGMA METHOD.

## 1. INTRODUCCION

Uno de los principales objetivos del análisis multivariante consiste en la representación geométrica de objetos a partir de una disimilaridad inicial definida entre los mismos. - Así, si queremos representar los objetos de forma métrica en dimensión reducida (por ejemplo en el plano) podemos utilizar técnicas como el análisis de coordenadas principales o multidimensional scaling y si por el contrario queremos representarlos de modo que queden de manifiesto las relaciones de semejanza entre ellos formando una colección de clases naturales o deseamos observar su estructura evolutiva, entonces debemos utilizar técnicas como la taxonomía numérica o árboles aditivos.

La representación geométrica a través de la taxonomía numérica viene dada por un determinado tipo de grafos orientados simplemente conexos sin ciclos llamados dendogramas /5/



construidos directamente a través de la jerarquía indexada que obtenemos al realizar la clasificación.

Así pues, la taxonomía numérica intenta la construcción de una clasificación jerárquica de un conjunto finito X a partir de una disimilaridad inicial definida sobre el mismo. - Por comodidad nosotros estudiaremos las clasificaciones jerárquicas como funciones  $\varphi: R^+ \rightarrow P$  (siendo P el conjunto de particiones de X) cumpliendo ciertas propiedades.

El problema así planteado radica por lo general en que la disimilaridad inicial no satisface el axioma ultramétrico

$$d(x_i, x_j) \leq \max \{d(x_i, x_k), d(x_j, x_k)\}$$

para  $x_i, x_j, x_k \in X$

y por tanto no es posible construir una clasificación jerárquica por el algoritmo fundamental de clasificación /4/, /7/, /2/. Así la dificultad de fondo consiste en la transformación de la disimilaridad inicial en otra que verifique el axioma ultramétrico, surgiendo así distintos métodos de clasificación (mí

- A. Arcas i M. Salicrú - Dptn. de Bioestadística de la Facultat de Biología de la Universitat de Barcelona  
Av. Diagonal, 645 - Barcelona 08028

nimo (Johnson, 1967), máximo (Johnson, 1967), mediana (Gower, 1967), UPGMA (Sokal y Michener, 1958),...). Diversas propiedades de estos métodos son estudiadas extensamente en /1/, /6/, /7/ y /11/.

Otro problema que se nos plantea proviene de que sólo el método del mínimo proporciona siempre una única ultramétrica asociada a la disimilaridad inicial, resultando de especial interés la comparación de los dendogramas asociados a varias ultramétricas que provienen de la misma disimilaridad. En nuestro trabajo nos centramos en el estudio de este último problema para los métodos del máximo y UPGMA. Relacionamos la disimilaridad entre dos clases en un determinado nivel con la disimilaridad inicial y acotamos la distancia que separa a dos ultramétricas asociadas a una misma disimilaridad inicial. -- tras haber definido una métrica en el conjunto de las disimilaridades.

## 2. CONCEPTOS PREVIOS.

### 2.1. CLASIFICACION JERARQUICA

Una clasificación jerárquica en el conjunto X será una función

$$\varphi : R^+ \rightarrow P$$

siendo P el conjunto de particiones de X, verificando las siguientes condiciones:

- a)  $\varphi(0) \supset \{\{x_1\}, \dots, \{x_n\}\}$
- b)  $r < r' \Rightarrow \varphi(r) \subset \varphi(r')$  (1)
- c)  $\exists r \in R^+ | \varphi(r) = \{X\}$

Así por ejemplo, la clasificación jerárquica que representa el dendograma de la figura 1 sería:

$$\varphi(\alpha) = \begin{cases} \{A\}, \{B\}, \{C\}, \{D\}, \{E\}, \{F\}, \{G\} & \text{si } \alpha \in [0, 1) \\ \{A, B, C\}, \{D\}, \{E\}, \{F\}, \{G\} & \text{si } \alpha \in [1, 1.5) \\ \{A, B, C\}, \{D, E\}, \{F\}, \{G\} & \text{si } \alpha \in [1.5, 2) \\ \{A, B, C, D, E\}, \{F\}, \{G\} & \text{si } \alpha \in [2, 2.2) \\ \{A, B, C, D, E\}, \{F, G\} & \text{si } \alpha \in [2.2, 3) \\ \{A, B, C, D, E, F, G\} & \text{si } \alpha \geq 3 \end{cases}$$

En el fondo esta aplicación asigna a cada nivel una partición de X, de forma que al

incrementar la variable se obtienen particiones menos finas llegando un momento en que la partición tiene una sola clase.

### 2.2. JERARQUIA INDEXADA ASOCIADA A $\varphi$

Sea la jerarquía de partes de X definida por

$$J = \{T | \exists r, T \in \varphi(r)\}$$

Si consideramos  $i : J \rightarrow R^+$  de forma que:

$$i(T) = \inf\{r \in R^+ | T \in \varphi(r)\}$$

resulta que i es un índice de jerarquía. Así (J, i) será la jerarquía indexada asociada a  $\varphi$  y la distancia ultramétrica asociada a dicha jerarquía /4/ vendrá definida asignando a  $d(x_i, x_j)$  el índice de la clase minimal de la jerarquía que contiene a  $x_i$  y  $x_j$ .

### 2.3. METODO DE CLASIFICACION

Tal como se ha indicado, un método de clasificación consiste en un sistema o algoritmo para la construcción de una clasificación jerárquica a partir de una disimilaridad inicial. Dicha clasificación jerárquica nos proporciona de forma única la jerarquía indexada y la distancia ultramétrica asociada.

Para nuestro trabajo sólo consideraremos aquellos métodos de clasificación que se obtengan mediante la siguiente recurrencia:

Si

$$l_1 = \min\{d(x_i, x_j) | x_i \neq x_j, x_i, x_j \in X\} = d(x_{i_0}, x_{j_0})$$

es la mínima distancia entre los elementos de X, definimos

$$\varphi(l_1) = \{\{x_1\}, \dots, \{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \dots, \{x_n\}\}$$

es decir, tomamos el conjunto formado por los elementos anteriores habiendo juntado los más próximos, y consideramos una función  $f_1 : R^3 \rightarrow R$  de forma que

$$f_1(d(x_{i_0}, x_{j_0}), d(x_{i_0}, x_k), d(x_{j_0}, x_k)) \geq l_1, \forall x_k \in X$$

Así, a  $\varphi(l_1)$  le asociamos la disimilaridad  $d_1$  definida como sigue:

$$d_1(\{x_i\}, \{x_j\}) = d(x_i, x_j) \text{ si } \{x_i, x_j\} \cap \{x_{i_0}, x_{j_0}\} = \emptyset$$

$$d_1(\{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \{x_k\}) =$$

$$= f_1(d(x_{i_0}, x_{j_0}), d(x_{i_0}, x_k), d(x_{j_0}, x_k)) \geq 1$$

de forma que la distancia entre los elementos que no se han juntado se mantiene invariante y la distancia que separa la unidad formada por los dos elementos que se han juntado con un tercer elemento viene determinado por la función  $f_1$ . Por este proceso hemos pasado del conjunto  $X$  con disimilaridad  $d$  al conjunto  $\varphi(l_1)$  con disimilaridad  $d_1$ , y de forma análoga podemos pasar a  $\varphi(l_2), \dots, \varphi(l_s)$  considerando sucesivamente funciones  $f_2, \dots, f_{s-1}$ .

$$l_1 \rightarrow \varphi(l_1)$$

$$l_2 \rightarrow \varphi(l_2)$$

$$\vdots$$

$$l_s \rightarrow \varphi(l_s)$$

que se generaliza a  $\varphi: R^+ \rightarrow P$  de la forma siguiente:

- a) Si  $\alpha \in [l_{m-1}, l_m)$  se toma  $\varphi(\alpha) = \varphi(l_{m-1})$
- b) Si  $l_1 \neq 0$  y  $\alpha \in [0, l_1)$   
se toma  $\varphi(\alpha) = \{\{x_1\}, \dots, \{x_n\}\}$
- c) Si  $\alpha \geq l_s$ ,  $\varphi(\alpha) = \{X\}$

Los principales métodos clásicos de clasificación jerárquica pueden ser construidos a través de dicha recurrencia.

#### 2.4. FUNCIÓN DE CLASIFICACIÓN ASOCIADA A $\varphi$

Consideremos  $D_X$  el conjunto de disimilaridades definidas sobre  $X$  y tomemos un método de clasificación definido en 2.3. Podemos entonces definir la función multívoca  $f$  de la forma:

$$f: D_X \rightarrow D_X$$

de forma que  $f(d)$  sea el conjunto de distancias ultramétricas asociadas a las jerarquías indexadas correspondientes a la disimilaridad inicial por aplicación del método

de clasificación fijado.

A la función  $f$  la llamaremos función de clasificación asociada al método de clasificación elegido.

#### 2.5. DEFINICIÓN DEL MÉTODO DEL MÁXIMO

El método del máximo es el método de clasificación definido en 2.4 que proviene de tomar la sucesión de funciones  $(f_n)$  constante de la forma

$$f_n(\alpha, \beta, \gamma) = \max\{\beta, \gamma\}$$

En este caso se verifica que si

$$\varphi(l_m) = \{A_1, \dots, A_{n_m}\}$$

y  $l_{m+1} = d_m(A_{i_0}, A_{j_0})$  mínimo valor para  $d_m$ , resulta por aplicación del método de clasificación general

$$\varphi(l_{m+1}) = \{A_1, \dots, A_{i_0} \cup A_{j_0}, \dots, A_{n_m}\}$$

verificándose que

$$d_{m+1}(A_{i_0} \cup A_{j_0}, A_k) = \max\{d(A_{i_0}, A_k), d(A_{j_0}, A_k)\}$$

$$d_{m+1}(A_i, A_j) = d_m(A_i, A_j) \text{ si } \{i, j\} \cap \{i_0, j_0\} = \emptyset$$

(2)

La idea geométrica de este método es la deformación de un triángulo hasta obtener dos lados iguales que coincidan con el mayor de los lados que no son base ( $/4/$ ). La ultramétrica que nos proporciona la aplicación del método del máximo es un elemento minimal dentro de las ultramétricas superiores a la disimilaridad inicial.

#### 2.6. DEFINICIÓN DEL MÉTODO UPGMA

En este caso si

$$\varphi(l_m) = \{A_1, \dots, A_m\}$$

y  $l_{m+1} = d_m(A_{i_0}, A_{j_0})$  mínimo valor para  $d_m$ , resulta que

$$\varphi(l_{m+1}) = \{A_1, \dots, A_{i_0} \cup A_{j_0}, \dots, A_m\}$$

verificándose que  $f_m$  inducirá  $d_{m+1}$  de la forma

$$d_{m+1}(A_{i_0} \cup A_{j_0}, A_k) = \frac{N_i}{N_i + N_j} \cdot d_m(A_{i_0}, A_k) + \frac{N_j}{N_i + N_j} \cdot d_m(A_{j_0}, A_k) \quad (3)$$

siendo  $N_i = |A_{i_0}|$  (Cardinal de  $A_{i_0}$ ) y  $N_j = |A_{j_0}|$ .

La idea geométrica de este método es la deformación de un triángulo hasta obtener los lados iguales que coincidan con la media de los dos lados mayores ponderada respecto los cardinales de las clases ( $/4$ ).

Este método tiene importantes propiedades con respecto al coeficiente de correlación cofenética (coeficiente de correlación entre la disimilaridad inicial y la ultramétrica asociada)  $/6/$ ,  $/1/$ . Es uno de los principales métodos utilizados en aplicaciones prácticas.

## 2.7. MÉTRICA EN $D_X$

Definimos la siguiente distancia en  $D_X$ :

$$\Delta_0(d_1, d_2) = \max\{|d_1(x, y) - d_2(x, y)| \mid (x, y) \in X \times X\} \quad (4)$$

Al ser  $X$  conjunto finito resulta trivial que  $\Delta_0$  es una distancia.

## 3. OBTENCION DE LA DISIMILARIDAD EN CADA NIVEL A PARTIR DE LA INICIAL.

Obtendremos una expresión de la distancia asociada a cada nivel a partir de la disimilaridad inicial cuando realizamos una clasificación jerárquica por los métodos del máximo y UPGMA. De esta forma relacionamos directamente la distancia ultramétrica que caracteriza la jerarquía con la disimilaridad inicial, lo cual es muy útil para estudiar las propiedades de las clasificaciones por niveles.

## 3.1. MÉTODO DEL MÁXIMO.

**PROPOSICION 3.1.-** Si  $\varphi(l_s) = \{A_1, \dots, A_{n_s}\}$  y utilizamos el método del máximo, se verifica

$$d_s(A_i, A_j) = \max\{d(x_i, x_j) \mid x_i \in A_i, x_j \in A_j\}$$

**DEMOSTRACION:**

La demostración la realizamos por inducción sobre los niveles  $l_1, \dots, l_s$  de la jerarquía. Así pues, sea

$$l_1 = \min\{d(x_i, x_j) \mid x_i, x_j \in X, x_i \neq x_j\} = d(x_{i_0}, x_{j_0})$$

resultándonos

$$\varphi(l_1) = \{\{x_0\}, \dots, \{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \dots, \{x_n\}\}$$

y por aplicación del método del máximo

$$d_1(\{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \{x_k\}) = \max\{d(x_{i_0}, x_k), d(x_{j_0}, x_k)\}$$

$$d_1(\{x_i\}, \{x_j\}) = d(x_i, x_j)$$

$$\text{para } \{i, j\} \cap \{i_0, j_0\} = \emptyset$$

con lo que se demuestra la proposición para el primer nivel.

Supongamos cierta la hipótesis hasta el nivel  $l_{k-1}$  y vamos a demostrar la proposición para  $l_k$ ; sea

$$l_k = \min\{d_{k-1}(A_i, A_j) \mid A_i \neq A_j, A_i, A_j \in \varphi(l_{k-1})\}$$

se tendrá

$$\varphi(l_k) = \{A_1, \dots, A_{i_0} \cup A_{j_0}, \dots\}$$

por hipótesis de inducción tenemos que

$$d_k(A_i, A_j) = d_{k-1}(A_i, A_j) = \max\{d(x_i, x_j) \mid x_i \in A_i, x_j \in A_j\}$$

$$\text{para } \{i, j\} \cap \{i_0, j_0\} = \emptyset$$

y por aplicación del método del máximo (2)

$$\begin{aligned} d_k(A_{i_0} \cup A_{j_0}, A_t) &= \\ &= \max\{d_{k-1}(A_{i_0}, A_t), d_{k-1}(A_{j_0}, A_t)\} = \\ &= \max\{\max\{d(x_i, x_t) \mid x_i \in A_{i_0}, x_t \in A_t\}, \\ &\max\{d(x_j, x_t) \mid x_j \in A_{j_0}, x_t \in A_t\}\} = \\ &= \max\{d(x_i, x_t) \mid x_i \in A_{i_0} \cup A_{j_0}, x_t \in A_t\} \end{aligned}$$

tal y como queríamos demostrar.

Así pues, la distancia entre dos clases de la jerarquía a un mismo nivel es la máxima de las distancias entre elementos de clases distintas.

### 3.2. METODO UPGMA.

PROPOSICION 3.2. Si  $\varphi(l_s) = \{A_1, \dots, A_{n_s}\}$  y utilizamos el método UPGMA, se verifica

$$d_s(A_i, A_j) = \sum_{\substack{x_i \in A_i \\ x_j \in A_j}} \frac{d(x_i, x_j)}{|A_i| \cdot |A_j|}$$

#### DEMOSTRACION:

Realizamos también la demostración por inducción sobre  $l_1, \dots, l_s$ , niveles de la jerarquía. Sea,

$$l_1 = \min\{d(x_i, x_j) \mid x_i, x_j \in X, x_i \neq x_j\} = d(x_{i_0}, x_{j_0})$$

obteniendo pues

$$\varphi(l_1) = \{\{x_1\}, \dots, \{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \dots, \{x_n\}\}$$

y de esta manera

$$\begin{aligned} d_1(\{x_i\}, \{x_j\}) &= d(x_i, x_j) = \\ &= \frac{d(x_i, x_j)}{|\{x_i\}| \cdot |\{x_j\}|} \text{ para } \{i, j\} \cap \{i_0, j_0\} = \emptyset \end{aligned}$$

y al unir  $\{x_{i_0}\}$  y  $\{x_{j_0}\}$  tenemos por (3)

$$d_1(\{x_{i_0}\} \cup \{x_{j_0}\}, \{x_t\}) = \frac{1}{2} \cdot d(x_{i_0}, x_t) + \frac{1}{2} \cdot d(x_{j_0}, x_t)$$

y queda demostrada la proposición para el caso  $k=1$ .

Supongamos cierta la proposición hasta  $k-1$  y vamos a demostrarla para  $k$ .

Sea

$$\begin{aligned} l_k &= \min\{d_{k-1}(A_i, A_j) \mid A_i, A_j \in \varphi(l_{k-1}), A_i \neq A_j\} = \\ &= d_{k-1}(A_{i_0}, A_{j_0}) \end{aligned}$$

entonces

$$d_k(A_i, A_j) = d_{k-1}(A_i, A_j) = \sum_{\substack{x_i \in A_i \\ x_j \in A_j}} \frac{d(x_i, x_j)}{|A_i| \cdot |A_j|}$$

$$\text{para } \{i, j\} \cap \{i_0, j_0\} = \emptyset$$

y por (3)

$$\begin{aligned} d_k(A_{i_0} \cup A_{j_0}, A_t) &= \frac{|A_{i_0}|}{|A_{i_0}| + |A_{j_0}|} \cdot d_{k-1}(A_{i_0}, A_t) + \\ &+ \frac{|A_{j_0}|}{|A_{i_0}| + |A_{j_0}|} \cdot d_{k-1}(A_{j_0}, A_t) = \\ &= \frac{|A_{i_0}|}{|A_{i_0}| + |A_{j_0}|} \cdot \sum_{\substack{x_i \in A_{i_0} \\ x_t \in A_t}} \frac{d(x_i, x_t)}{|A_{i_0}| \cdot |A_t|} + \\ &+ \frac{|A_{j_0}|}{|A_{i_0}| + |A_{j_0}|} \cdot \sum_{\substack{x_j \in A_{j_0} \\ x_t \in A_t}} \frac{d(x_j, x_t)}{|A_{j_0}| \cdot |A_t|} = \\ &= \sum_{\substack{x_s \in A_{i_0} \cup A_{j_0} \\ x_t \in A_t}} \frac{d(x_s, x_t)}{(|A_{i_0}| + |A_{j_0}|) \cdot |A_t|} \end{aligned}$$

quedando pues demostrada la proposición por inducción.

Hemos obtenido para cada uno de los métodos anteriores una expresión general de la disimilaridad asociada a un determinado nivel a partir de la disimilaridad inicial, expresión común para todas las jerarquías asociadas a la misma.

### 4. ACOTACION DE LA DISTANCIA ENTRE DOS ULTRAMETRICAS ASOCIADAS A d

En este capítulo tratamos de buscar una acotación de la distancia  $\Delta_0$  entre dos ultramétricas asociadas a la misma disimilaridad  $d$ . Así, si en el nivel  $l_s$

$$\varphi(l_s) = \{A_1, \dots, A_m\}$$

y el mínimo de las distancias se obtiene a la vez para dos parejas, es decir,

$$\alpha = d_s(A_i, A_j) = d_s(A_k, A_l) = \min\{d_s(A_r, A_t) \mid A_r, A_t \in \varphi(1_s)\}$$

por definición del método de clasificación obtenemos  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$

de forma que

$$\varphi_1(\alpha) = \{A_1, \dots, A_i \cup A_j, \dots, A_m\} \text{ y}$$

$$\varphi_2(\alpha) = \{A_1, \dots, A_k \cup A_l, \dots, A_m\}$$

con  $d_1^i$  y  $d_2^j$  distancias ultramétricas asociadas a las jerarquías correspondientes a  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$ .

Por la propia definición de las clasificaciones, existirán  $s_k$  y  $s_r$  (mínimos) tales que

$$\varphi_1(s_k) = \varphi_2(s_r) = \{E_1, \dots, E_n\}$$

de forma que  $\varphi_1(r) = \varphi_2(r)$  para  $r > \max\{s_k, s_r\}$

PROPOSICION 4.1

Para el método del máximo y UPGMA

$$\Delta_O(d_1^i, d_2^j) \leq \max\{s_k, s_r\} - \alpha \tag{5}$$

DEMOSTRACION:

$$\Delta_O(d_1^i, d_2^j) = \max\{|d_1^i(x_i, x_j) - d_2^j(x_i, x_j)|, x_i, x_j \in X\} = \max\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$$

siendo

$$\alpha_1 = \max\{|d_1^i(x_i, x_j) - d_2^j(x_i, x_j)|, x_i, x_j \in X \text{ con } d_1^i(x_i, x_j) < \alpha\}$$

$$\alpha_2 = \max\{|d_1^i(x_i, x_j) - d_2^j(x_i, x_j)|, x_i, x_j \in X \text{ con } d_1^i(x_i, x_j) \in [\alpha, s_k]\}$$

$$\alpha_3 = \max\{|d_1^i(x_i, x_j) - d_2^j(x_i, x_j)|, x_i, x_j \in X \text{ con } d_1^i(x_i, x_j) \geq s_k\}$$

Como  $\alpha_1 = \alpha_3 = 0$  y  $\alpha_2 \leq \max\{s_k - \alpha, s_r - \alpha\}$

se tiene

$$\Delta_O(d_1^i, d_2^j) \leq \max\{s_k - \alpha, s_r - \alpha\}$$

c.q.d.

PROPOSICION 4.2

Para el método UPGMA

$$\Delta_O(d_1^i, d_2^j) \leq \sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{n-1} - \alpha \tag{6}$$

DEMOSTRACION:

Veamos que  $\varphi\left(\sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{n-1}\right) = \{X\}$

Sea  $\varphi(1_s) = \{F_1, F_2\}$  y

$$\beta = d_s(F_1, F_2) = \sum_{\substack{x_i \in F_1 \\ x_j \in F_2}} \frac{d(x_i, x_j)}{|F_1| \cdot (n - |F_1|)}$$

Por  $F_1 \cap F_2 = \emptyset$  y al alcanzar  $h(r) = (n-r) \cdot r$  el mínimo en  $r=1$  y  $r=n-1$  en el intervalo  $[1, n-1]$  se tendrá

$$\beta \leq \sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{|F_1| \cdot (n - |F_1|)} \leq \sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{n-1}$$

resultando

$$\varphi\left(\sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{n-1}\right) = \{X\}$$

y aplicando la proposición 4.1 se tiene

$$\Delta_O(d_1^i, d_2^j) \leq \sum_{\substack{x_i, x_j \in X \\ i < j}} \frac{d(x_i, x_j)}{n-1} - \alpha$$

c.q.d.

5. EJEMPLOS.

Sea  $d$  la distancia entre poblaciones de *Drosophila subobscura* definida por Prevosti /9/ que tiene por matriz asociada

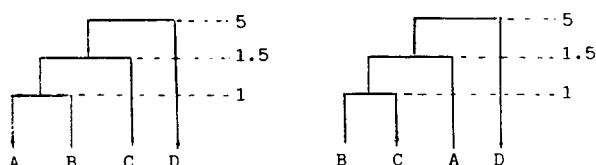


vista de

$$\Delta_o(d'_1, d'_2) = 1$$

y observando que la cota hallada no puede ser afinada.

Análogamente por el método UPGMA obtenemos las clasificaciones



con disimilaridad ultramétrica asociadas

$$d'_1 = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ 1 & 0 & & \\ 1.5 & 1.5 & 0 & \\ 5 & 5 & 5 & 0 \end{pmatrix} \quad d'_2 = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ 1.5 & 0 & & \\ 1.5 & 1 & 0 & \\ 5 & 5 & 5 & 0 \end{pmatrix}$$

observando que por la proposición 4.1

$$\Delta_o(d'_1, d'_2) \leq \max\{1.5, 1.5\} - 1 = 0.5$$

y por lo mismo que en el caso anterior, como  $\Delta_o(d'_1, d'_2) = 0.5$ , la cota hallada en 4.1 es la más fina posible.

## 6. CONCLUSIONES.

El estudio de propiedades comunes respecto las imágenes de una misma disimilaridad al considerar la función de clasificación a partir de un método de clasificación fijado como una función multívoca, nos proporciona un camino para ir resolviendo el grave problema que surge de la indeterminación de la aplicación de métodos de clasificación jerárquica. En este trabajo se ha calculado una expresión general de la disimilaridad en un nivel de una clasificación jerárquica por los métodos del máximo y UPGMA, y a partir de una métrica definida en  $D_x$ , hallamos una cota de la distancia entre las ultramétricas asociadas a una misma disimilaridad inicial.

## 7. BIBLIOGRAFIA

- /1/ ARCAS, A.: "Contribuciones a la construcción de clasificaciones estratificadas". Tesina, Fac. Matemáticas, Universidad de Barcelona, (inédita) (1983).
- /2/ BENZECRI, J.P.: "L'Analyse des Données. I. La Taxinomie. L'Analyse des Données. II. L'Analyse des correspondances". Dunod. Paris (1976).
- /3/ BERGE, C.: "Espaces topologiques. Fonctions multivoques". Dunod. Paris. (1959)
- /4/ CUADRAS, C.M.: "Métodos de análisis multivariante". Eunibar. Barcelona. (1981)
- /5/ CUADRAS, C.M. y OLLER, J.M.: "Geometría finita aplicada a la Estadística". Actas XIV Reunión Nac. Estad. Inv. Op. e Inform. (1984). Tomo 1, pag. 287-296.
- /6/ FARRIS, J.S.: "On the cophenetic correlation coefficient". Syst. Zool., 18(3), 279-285. (1969).
- /7/ JARDINE, N. y SIBSON, R.: "Mathematical taxonomy". Jhon-Wiley. New York. (1971).
- /8/ JOHNSON, S.C.: "Hierarchical clustering schemes". Psychometrika, 32, 241-254. (1967).
- /9/ PREVOSTI, A.: "La distancia genética entre poblaciones". Miscellanea Alcobé, Univ. de Barcelona, 109-118.
- /10/ ROHLF, F.J.: "Adaptive hierarchical clustering schemes". Syst. Zool., 19 pp.58-82. (1970).
- /11/ SALICRU, M.: "Consideraciones sobre desemejanzas y clasificaciones asociadas". Tesina, Fac. Matemáticas, Univ. de Barcelona, (inédita). (1983).
- /12/ SNEATH, P.H.A. y SOKAL, R.R.: "Numerical Taxonomy". W.H. Freeman and Co. S. Francisco. (1973)
- /13/ SOKAL, R.R. y ROHLF, F.G.: "The comparison of dendrograms by objective methods". Taxon, 11, 33-40. (1962).