## Clase 17 Introducción análisis multivariante DBT 845 - Investigación reproducible y análisis de datos biotecnológicos con R.

Dr. José Gallardo Matus

Pontificia Universidad Católica de Valparaíso

27 June 2022

#### PLAN DE LA CLASE

#### 1.- Introducción

- ¿Qué son los análisis multivariantes?.
- Estudio de caso: Análisis de microbiota intestinal.
- Matrices de distancia.
- Análisis de cluster: jerárquico y no jerárquico.

#### 2). Práctica con R y Rstudio cloud.

- Matriz de distancia: cálculo con R.
- Análisis de cluster.

## INRRODUCCIÓN ANÁLISIS MULTIVARIANTE

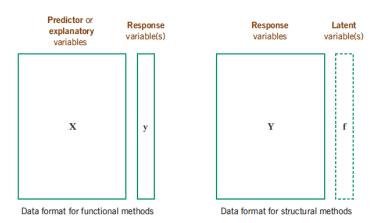
#### ¿Qué son los análisis multivariantes?

Conjunto diverso de métodos estadísticos que estudian y examinan el efecto simultáneo de múltiples variables.

**Table 1:** Biodiversidad marina ambiental.

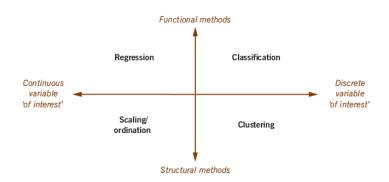
| а  | b  | С  | d  | е | Depth | Pollution | Temperature |
|----|----|----|----|---|-------|-----------|-------------|
| 0  | 2  | 9  | 14 | 2 | 72    | 4.8       | 3.5         |
| 26 | 4  | 13 | 11 | 0 | 75    | 2.8       | 2.5         |
| 0  | 10 | 9  | 8  | 0 | 59    | 5.4       | 2.7         |
| 0  | 0  | 15 | 3  | 0 | 64    | 8.2       | 2.9         |
| 13 | 5  | 3  | 10 | 7 | 61    | 3.9       | 3.1         |
| 31 | 21 | 13 | 16 | 5 | 94    | 2.6       | 3.5         |

## TIPOS DE MÉTODOS MULTIVARIANTES



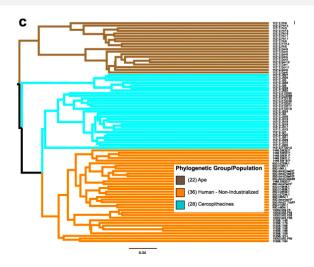
Fuente: Multivariate Statistic, 2014

# MÉTODOS MULTIVARIANTES SEGÚN TIPO DE VARIABLE



Fuente: Multivariate Statistic, 2014

# ESTUDIO CASO: ANÁLISIS DE MICROBIOTA INTESTINAL.



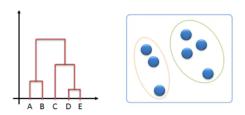
Fuente FOTO: Amato. et al. 2019

## **ANÁLISIS DE CLUSTER**

¿Qué son?: Herramientas de exploración que permiten agrupar y visualizar datos multivariados con base a su similitud (matriz de distancia).

**Jerárquico**: Los grupos se fusionan sucesivamente siguiendo una jerarquía de similitud (mayor a menor).

**No jerárquico**: Se forman grupos homogéneos sin establecer jerarquía entre ellos.



Fuente: Multivariate Statistic, 2014

## **VENTAJAS Y DESVENTAJAS**

| Tipo          | Ventajas                                 |
|---------------|--|
| Jerárquico    | No requiere especificar grupos al inicio |
| No jerárquico | Útil cuando existen muchos elementos     |

| Tipo           | desventajas  |
|----------------|--|
| <br>Jerárquico | Difícil decidir que grupos son relevantes y cuales no.                         |
| Jerárquico     | Difícil de interpretar cuando existen muchos elementos.                        |
| No jerárquico  | El número de cluster que se<br>define al inicio, podría no ser el<br>adecuado. |

## ANALISIS NO JERÁRQUICO: MÉTODO K-MEANS

#### Métodos K-MEANS

#### ¿Qué hace el algoritmo k-means?

- 1. Se crea un conjunto inicial de k centroides (lo define el investigador).
- 2. Asigna cada elemento al grupo con la media más cercana.
- 3. Calcula un nuevo centroide para cada grupo.
- 4. Finaliza cuando las asignaciones no cambian.

## **MÉTODO K-MEANS**



1) k centroides iniciales (en este caso k=3) son generados aleatoriamente dentro de un conjunto de datos (mostrados en color).



 k grupos son generados asociándole el punto con la media más cercana. La partición aquí representa el diagrama de Voronoi generado por los centroides.



3) EL centroide de cada uno de los k grupos se recalcula.



4) Pasos 2 y 3 se repiten hasta que se logre la convergencia.

Fuente: https://es.wikipedia.org/wiki/K-medias

## ANALISIS JERÁRQUICO: MÉTODO ESTANDAR

#### ¿Qué hace el algoritmo estándar?

- 1. Agrupa dos elementos por su similitud (distancia).
- 2. Recalcula la matriz de distancia (muchas opciones).
- 3. Vuelve a punto 1.
- 4. Finaliza cuando todos los elementos han sido asignados a cluster.

#### ¿Cómo recalculo la matriz?

- 1. Método de distancia máxima (vecino más lejano).
- 2. Método de distancia mínima (vecino más próximo).
- 3. Método UPGMA (unweighted Pair-group arithmetic averages).

#### MATRIZ DE DISTANCIA O SIMILARIDAD

#### ¿Qué es y para que sirven?

- Las matrices de distancia o similaridad están en la base de todos los análisis multivariados de estructura.

#### Algunas consideraciones

- Las matrices de distancia se pueden elaborar tanto para variables cuantitativas continuas, como discretas.
  - Debido a que las variables pueden tener diferente escala o magnitud es necesario muchas veces transformar o estandarizar las variables antes de calcular las matrices de distancia.
  - Cuando una variable tiene muchos ceros también es conveniente transformarla.

### TIPOS DE MATRICES DE DISTANCIA

► Euclideana: Para variables cuantitativas continuas. Con base en el teorema de pitágoras

$$c^{2} = a^{2} + b^{2}$$

$$a = \sqrt{c^{2} - b^{2}}$$

$$b = \sqrt{c^{2} - a^{2}}$$

$$c = \sqrt{c^{2} + b^{2}}$$

- ▶ No euclideana: Para variables cuantitativas discretas.
- a) Bray-Curtis (datos de conteo).
- b) Jacard (binarias).

#### EJERCICIO ESTUDIO DIVERSIDAD AMBIENTAL

- ¿Cuán similares son las muestras entre si?
- ¿Qué muestras pertenecen a un mismo grupos (variable latente)?

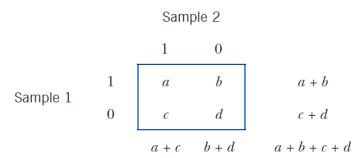
| SAMPLES | Species |     |     |     |     |     |     |     |     |      |
|---------|---------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|
|         | sp1     | sp2 | sp3 | sp4 | sp5 | sp6 | sp7 | sp8 | sp9 | sp10 |
| A       | 1       | 1   | 1   | 0   | 1   | 0   | 0   | 1   | 1   | 1    |
| В       | 1       | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |
| С       | 0       | 1   | 1   | 0   | 1   | 0   | 0   | 1   | 0   | 0    |
| D       | 0       | 0   | 0   | 1   | 0   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0    |
| E       | 1       | 1   | 1   | 0   | 1   | 0   | 1   | 1   | 1   | 0    |
| F       | 0       | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |
| G       | 0       | 1   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0    |

Fuente: Multivariate Statistic, 2014

#### INDICE DE JACARD

Índice de Similitud de Jaccard se usa para expresar el grado en que dos muestras son semejantes por las especies presentes en ellas.

- ► Co-presencias (a)
- Co-ausencias (d)
- ► No coincidentes (b + c)



### **CALCULE INDICE DE JACARD**

Jaccard index dissimilarity:

$$\frac{b+c}{a+b+c} = 1 - \frac{a}{a+b+c}$$

| Sitio | sp1 | sp2 | sp3 | sp4 | sp5 | sp6 | sp7 | sp8 | sp9 | sp10 |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| Α     | 1   | 1   | 1   | 0   | 1   | 0   | 0   | 1   | 1   | 1    |
| В     | 1   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |
| Sitio | sp1 | sp2 | sp3 | sp4 | sp5 | sp6 | sp7 | sp8 | sp9 | sp10 |
| Α     | 1   | 1   | 1   | 0   | 1   | 0   | 0   | 1   | 1   | 1    |
| F     | 0   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |
| Sitio | sp1 | sp2 | sp3 | sp4 | sp5 | sp6 | sp7 | sp8 | sp9 | sp10 |
| В     | 1   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |
| F     | 0   | 1   | 0   | 1   | 1   | 0   | 0   | 0   | 0   | 1    |

### MATRIZ DE SIMILARIDAD DE JACARD

| SAMPLES | Α     | В     | С     | D     | E     | F     | G     |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Α       | 0.000 | 0.500 | 0.429 | 1.000 | 0.250 | 0.625 | 0.375 |
| В       | 0.500 | 0.000 | 0.714 | 0.833 | 0.667 | 0.200 | 0.778 |
| С       | 0.429 | 0.714 | 0.000 | 1.000 | 0.429 | 0.667 | 0.333 |
| D       | 1.000 | 0.833 | 1.000 | 0.000 | 1.000 | 0.800 | 0.857 |
| E       | 0.250 | 0.667 | 0.429 | 1.000 | 0.000 | 0.778 | 0.375 |
| F       | 0.625 | 0.200 | 0.667 | 0.800 | 0.778 | 0.000 | 0.750 |
| G       | 0.375 | 0.778 | 0.333 | 0.857 | 0.375 | 0.750 | 0.000 |

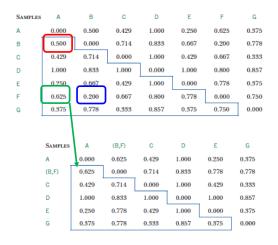
#### Construcción del primer nodo: Mayor similitud entre B y F



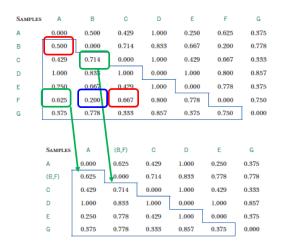


| SAMPLES | Α     | (B,F) | С     | D     | E     | G     |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Α       | 0.000 | 0.625 | 0.429 | 1.000 | 0.250 | 0.375 |
| (B,F)   | 0.625 | 0.000 | 0.714 | 0.833 | 0.778 | 0.778 |
| С       | 0.429 | 0.714 | 0.000 | 1.000 | 0.429 | 0.333 |
| D       | 1.000 | 0.833 | 1.000 | 0.000 | 1.000 | 0.857 |
| E       | 0.250 | 0.778 | 0.429 | 1.000 | 0.000 | 0.375 |
| G       | 0.375 | 0.778 | 0.333 | 0.857 | 0.375 | 0.000 |

- (B-F) -A
- (B-F)-C (B-F)-D
- (B-F) -E
- (B-F)-G



- (B-F) -A
- (B-F)-C
- (B-F) -D
- (B-F) -E
- (B-F)-G



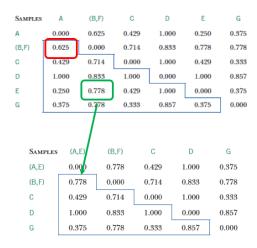
- (B-F)-A
- (B-F)-C
- (B-F) -D
- (B-F)-E (B-F)-G

#### Construcción del segundo nodo: Mayor similitud entre A y E



| SAMPLES | Α     | (B,F) | С     | D     | Е     | G     |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Α       | 0.000 | 0.625 | 0.429 | 1.000 | 0.250 | 0.375 |
| (B,F)   | 0.625 | 0.000 | 0.714 | 0.833 | 0.778 | 0.778 |
| С       | 0.429 | 0.714 | 0.000 | 1.000 | 0.429 | 0.333 |
| D       | 1.000 | 0.833 | 1.000 | 0.000 | 1.000 | 0.857 |
| E       | 0.250 | 0.778 | 0.429 | 1.000 | 0.000 | 0.375 |
| G       | 0.375 | 0.778 | 0.333 | 0.857 | 0.375 | 0.000 |

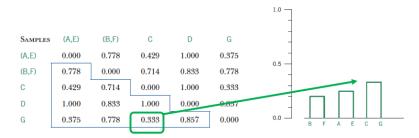
| Samples | (A,E) | (B,F) | С     | D     | G     |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|
| (A,E)   | 0.000 | 0.778 | 0.429 | 1.000 | 0.375 |
| (B,F)   | 0.778 | 0.000 | 0.714 | 0.833 | 0.778 |
| С       | 0.429 | 0.714 | 0.000 | 1.000 | 0.333 |
| D       | 1.000 | 0.833 | 1.000 | 0.000 | 0.857 |
| G       | 0.375 | 0.778 | 0.333 | 0.857 | 0.000 |



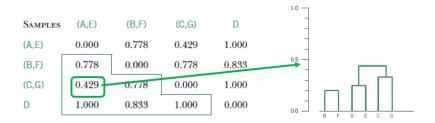
Construcción nueva matriz usando método de distancia máxima.

(A-E) - (B-F) (A-E) - C (A-E) - D (A-E) - G

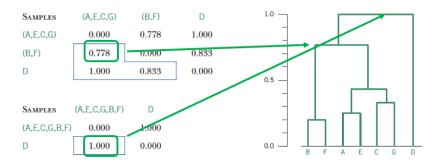
#### Construcción del tercer nodo: Mayor similitud entre C y G



Construcción del cuarto nodo: Mayor similitud entre A-E y C-G

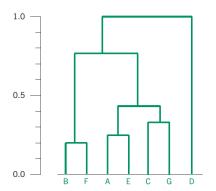


Construcción del quinto y sexto nodo: Mayor similitud entre A-E-C-G con B-F y entre estos con D.



## INTERPRETACIÓN CLUSTER JERÁRQUICO

- Establecemos nivel de agrupamiento = 0.5.
- ▶ Bajo 0.5 hay mas similaridad (Co-presencias).
- ► Se observan 3 grupos o cluster.



#### RESUMEN DE LA CLASE

- ¿Qué son los análisis multivariantes?.
- Estudio de caso 1: Análisis de microbiota intestinal.
- ▶ Matrices de distancia (Variables discretas): Jacard.
- Análisis de cluster: jerárquico y no jerárquico.